

НАЦІОНАЛЬНИЙ ТЕХНІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ УКРАЇНИ
«КИЇВСЬКИЙ ПОЛІТЕХНІЧНИЙ ІНСТИТУТ ІМЕНІ ІГОРЯ СІКОРСЬКОГО»
ІНСТИТУТ ПРИКЛАДНОГО СИСТЕМНОГО АНАЛІЗУ
КАФЕДРА МАТЕМАТИЧНИХ МЕТОДІВ СИСТЕМНОГО АНАЛІЗУ

На правах рукопису
УДК 004.942:519.216.3

До захисту допущено
В. о. завідувача кафедри ММСА
_____ О.Л.Тимошук
«__» _____ 2018 р.

Магістерська дисертація

на здобуття ступеня магістра за спеціальністю 124 Системний аналіз
на тему: «Система підтримки прийняття рішень для моделювання нелінійних процесів»

Виконав:

студент II курсу, групи КА-72мп
Матусевич Веніамін Віталійович _____

Керівник: професор кафедри ММСА,
д.т.н., професор,
Бідюк П.І. _____

Рецензент: професор кафедри ЗЗІ
КПІ ім. І.Сікорського,
д.т.н., професор Архипов О.Є. _____

Засвідчую, що у цій магістерській дисертації
немає запозичень з праць інших авторів
без відповідних посилань
Студент _____

Київ
2018

НАЦІОНАЛЬНИЙ ТЕХНІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ УКРАЇНИ
«КИЇВСЬКИЙ ПОЛІТЕХНІЧНИЙ ІНСТИТУТ ІМЕНІ ІГОРЯ СІКОРСЬКОГО»
ІНСТИТУТ ПРИКЛАДНОГО СИСТЕМНОГО АНАЛІЗУ
КАФЕДРА МАТЕМАТИЧНИХ МЕТОДІВ СИСТЕМНОГО АНАЛІЗУ

Рівень вищої освіти — другий (магістерський)

Спеціальність (спеціалізація) — 124 «Системний аналіз» («Системний аналіз фінансового ринку»)

ЗАТВЕРДЖУЮ

В. о. завідувача кафедри ММСА

О.Л. Тимошук

« ____ » _____ 2018 р.

ЗАВДАННЯ

на магістерську дисертацію студенту Матусевичу Веніаміну Віталійовичу

1. Тема дисертації: «Система підтримки прийняття рішень для моделювання нелінійних процесів», науковий керівник дисертації Бідюк Петро Іванович, професор, доктор технічних наук, затверджені наказом по університету від «07» листопада 2018 р. № 4121-с

2. Термін подання студентом дисертації: _____

3. Об'єкт дослідження: адаптивне нелінійне моделювання і прогнозування.

4. Предмет дослідження: математичні моделі для формального опису нелінійних нестационарних процесів, методи фільтрації та прогнозування на основі статистичних даних.

5. Перелік завдань, які потрібно розробити:

- 1) Огляд технічної літератури за темою роботи;
- 2) Дослідження актуальності обраної теми;
- 3) Вибір методів для моделювання і прогнозування;
- 4) Збір вхідних даних;
- 5) Виконання обчислювальних експериментів;
- 6) Аналіз результатів моделювання і прогнозування;
- 7) Проведення аналізу ринкових можливостей запуску стартап-проекту;
- 8) Підготовка ілюстративного матеріалу;
- 9) Оформлення пояснювальної записки.

6. Орієнтовний перелік графічного (ілюстративного) матеріалу:

- 1) Постановка завдання дослідження;
- 2) Методи нелінійного аналізу даних;
- 3) Процедура адаптації моделі;
- 4) Наукова новизна результатів.

7. Орієнтовний перелік публікацій:

(1) XII Міжнародна науково-технічна конференція «Проблеми інформатизації», Київ, Державний університет телекомунікацій, грудень, 2018 р.

(2) Адаптивне байєсівське моделювання і прогнозування нестаціонарних процесів // Системні дослідження та інформаційні технології. – Стаття подана в редакцію журналу.

8. Дата видачі завдання: _____**Календарний план**

№ з/п	Назва етапів виконання магістерської дисертації	Термін виконання етапів магістерської дисертації	Примітка
1.	Отримання завдання на магістерську дисертацію	07.09.2018 – 09.09.2018	
2.	Огляд технічної літератури за темою	10.09.2018 – 30.09.2018	
3.	Дослідження актуальності обраної теми	01.10.2018 – 07.10.2018	
4.	Вибір методів для моделювання і прогнозування	08.10.2018 – 14.10.2018	
5.	Збір вхідних даних	15.10.2018 – 21.10.2018	
6.	Виконання обчислювальних експериментів	22.10.2018 – 28.10.2018	
7.	Аналіз результатів моделювання і прогнозування	29.10.2018 – 04.11.2018	
8.	Проведення аналізу ринкових можливостей запуску стартап-проекту	05.11.2018 – 11.11.2018	
9.	Підготовка ілюстративного матеріалу	12.11.2018 – 18.11.2018	
10.	Оформлення пояснювальної записки	19.11.2018 – 26.11.2018	

Студент

В. В. Матусевич

Науковий керівник дисертації

П.І. Бідюк

Реферат

Магістерська робота: 133 с., 20 рис., 6 табл., 2 додатки, 12 джерел.

В роботі розглянуто і проаналізовано найбільш вживані з існуючих на даний момент продуктів для статистичної обробки даних та обрана система для створення програмного продукту. Створено інформаційну аналітичну систему на базі вибраних методів прогнозування. Поставлена і вирішена нова задача – розробка і реалізація алгоритму адаптивного вибору моделей. Для цього розроблений інтегрований критерій якості модельно-прогнозних характеристик. За допомогою розробленої системи виконано аналіз стаціонарних і нестаціонарних процесів, їх моделювання і короткострокове прогнозування.

Результати моделювання і прогнозування, здійсненого за допомогою, реалізованого в ІАС алгоритму адаптації параметрів моделей, порівняно з результатами, отриманими за допомогою реалізованих в ІАС стандартних алгоритмів моделювання і прогнозування, а також здійснено порівняльний аналіз методів прогнозування та виділено найкращі з них.

Система реалізована в середовищі R, наведено приклади використання програмного продукту для прогнозування реальних фінансово-економічних процесів. Розглянуто цілі подальшого вдосконалення системи.

АВТОРЕГРЕСІЯ, НЕЙРОННА МЕРЕЖА, НЕЛІНІЙНЕ РЕГРЕСІЙНЕ МОДЕЛЮВАННЯ, ПРОГНОЗУВАННЯ.

Abstract

Master's thesis: 133 p., 20 fig., 6 tabl., 2 appendixes, 12 sources.

We have considered and analyzed the most used existing products for the statistical processing of data and have chosen one for developing our application. We have created analytical information system on the base of the chosen methods of prognostication. We have set and solved a new task – developed and implemented an algorithm of addapting of models parameters. For this purpose we have developed the integrated criterion of quality of model-prognosis descriptions. By the developed system an analysis is executed Using the developed analytical system we carry out the analysis of stationary and non-stationary processes, their modeling and short-term prognostication .

Results of modeling and prognostication we get with a help of the realized in IAS algorithm of automatic surplus of parameters of models, and compared with the results, generated by IAS of standard algorithms of modeling and forecasting. Also we have carried out comparing analysis of methods of forecasting and mark out the best of them.

The system is realized in the environment of R, the examples of using of software product are resulted for prognostication of the real finance-economical processes. We have considered the aims of subsequent improvement of the system.

AUTOREGRESSION, NEURAL NETWORK, REGRESSIVE
MODELING, FORECASTING.

ЗМІСТ

ПЕРЕЛІК ПРИЙНЯТИХ ПОЗНАЧЕНЬ ТА СКОРОЧЕНЬ.....	15
ВСТУП	17
РОЗДІЛ 1 ЗАДАЧІ ПРОГНОЗУВАННЯ: ОСОБЛИВОСТІ РОЗВИТКУ СУЧАСНИХ ФЕП.....	19
1.1 Особливості протікання фінансово-економічних процесів.....	19
1.2 Сучасні методи моделювання та прогнозування фінансово-економічних процесів	23
1.2.1 Регресійний аналіз.....	23
1.2.2. Модель авторегресії	27
1.2.3 Модель ковзного середнього.....	28
1.2.4 Нейронні мережі.....	31
1.3 Огляд відомих програмних засобів для розв’язання поставлених задач	32
1.3.1 Графічний аналіз і основні описові статистики.	34
1.3.3 Нелінійна регресія.	35
1.3.4 Моделювання стаціонарних процесів.	36
1.3.5 Моделювання нестаціонарних рядів.	37
1.4 Постановка задачі	39
Висновки до розділу.....	39
РОЗДІЛ 2 Вибір методів для математичного опису процесів в економіці та фінансах	41
2.1. Моделі процесів з детермінованим трендом	41
2.1.1 Тест не тренд.....	42
2.2 Регресійні моделі та регресійні функції	47
2.2.1 Прогнозування без розв’язку рівнянь	47
2.2.2 Прогнозування на основі розв’язку рівнянь.....	50

2.2.3 Узагальнення функції прогнозування для процесу $APKC(p,q)$	53
2.3 Нейронна мережа з методом зворотнього поширення помилки	55
2.3.1 Метод зворотнього поширення помилки.....	55
2.3.2 Функція оцінки роботи мережі	56
2.3.3 Опис алгоритму	56
2.4 Розробка алгоритму структурно-параметричної адаптації моделей	59
2.4.1 Концепція побудови адаптивної прогнозуючої системи	59
2.4.2 Оцінювання якості моделі і прогнозу	62
2.4.3 Адаптивне обчислення оцінок прогнозів.....	63
2.5 Вибір фінансово-економічних процесів для моделювання	65
2.5.1 Ціни на акції компанії Тесла	65
2.5.2 Ціни на криптовалюту Bitcoin	68
2.5.3 Ціни на нафту West Texas Intermediate	69
Висновки до розділу.....	71
РОЗДІЛ 3 ОПИС ПРОГРАМИ І ПРИКЛАДИ ЇЇ ЗАСТОСУВАННЯ	73
3.1 Розробка програми	73
3.2 Вибір інструментальної платформи	74
3.3 Архітектура системи	75
3.4 Інструкція по експлуатації.....	75
3.5 Виконання обчислювальних експериментів	79
3.5.1 Пошук кращої моделі та прогнозу ціни на акції компанії Тесла.....	79
3.5.2 Пошук кращої моделі та прогнозу ціни на криптовалюту Bitcoin ...	86
Висновки до розділу.....	92
РОЗДІЛ 4. Розробка стартап-проекту	94
4.1 Вступ.....	94
4.2 Технологічний аудит ідеї проекту	99
4.3 Аналіз ринкових можливостей запуску стартап-проекту.....	100
Висновки	111
ВИСНОВКИ ПО РОБОТІ ТА ПЕРСПЕКТИВИ ПОДАЛЬШИХ	

ДОСЛІДЖЕНЬ	113
ЛІТЕРАТУРА	115
ДОДАТОК А ДЕМОНСТРАЦІЙНІ МАТЕРІАЛИ	117
ДОДАТОК Б ЛІСТИНГ ПРОГРАМИ	128

ПЕРЕЛІК ПРИЙНЯТИХ ПОЗНАЧЕНЬ ТА СКОРОЧЕНЬ

ФЕП – фінансово-економічні процеси

АКФ – автокореляційна функція;

АР – авторегресія;

АРКС – авторегресія з ковзним середнім;

АРУГ – авторегресійна умовна гетероскедастичність

ДРЧП – диференційне рівняння в частинних похідних;

ДФТ – тест Дікі-Фуллера;

ЕЗ – експоненціальне згладжування;

ЗДР – звичайне диференційне рівняння;

ІАС – інформаційно-аналітична система;

ІМ – імітаційна модель;

КС – ковзне середнє;

МГВА – метод групового врахування аргументів;

ММП – метод максимальної правдоподібності;

МДП – метод допоміжної змінної;

МНК – метод найменших квадратів;

НКФ – нелінійна кореляційна функція;

НМНК – нелінійний метод найменших квадратів;

ПП – програмний продукт;

РММП – рекурсивний метод максимальної правдоподібності;

РМДП – рекурсивний метод допоміжної змінної;

РМНК – рекурсивний метод найменших квадратів;

АСПП – середня абсолютна похибка в процентах;

СКП – сума квадратів похибок;

СПП – середня похибка в процентах;

ЧАКФ – часткова автокореляційна функція;

AIC – Akaike info criterion (інформаційний критерій Акайке);

BSC – Bias-Schwarz criterion (критерій Байєса-Шварца);

DW – Darbin-Watson (статистика Дарбіна-Уотсона);

MAPE – mean absolute percent error (середня абсолютна похибка в процентах);

MPE – mean percent error (середня похибка в процентах);

R^2 – коефіцієнт множинної детермінації;

RSME – root mean squared error (стандартне відхилення залишків, середньоквадратична помилка);

SSE – sum of squared errors (сума квадратів похибок);

SST – total sum of squares (загальна сума квадратів);

SSR – sum of squares for regression (загальна сума квадратів для регресії);

U – коефіцієнт нерівності Тейла;

ВСТУП

Актуальність теми. Сучасна економіка України ставить перед кожним суб'єктом підприємницької діяльності низку нових завдань. Серед найголовніших – управління ризиками. Їх поява обумовлена специфікою та особливостями ринкового механізму, зокрема, свободою дій, яка надається кожному суб'єкту господарювання.

Мета і завдання дослідження: основною метою магістерської роботи є дослідження існуючих моделей для прогнозування та порівняння методів.

Предмет дослідження: фінансові дані, математичні методи і моделі аналізу фінансово-економічних процесів.

Майбутнє багатьох явищ невідоме, але воно дуже важливе для рішень, які приймаються в даний момент. Прогнозування – найважливіший компонент аналітичної роботи, що дозволяє передбачити найбільш ймовірний розвиток подій, а також визначити, які заходи впливу приведуть до тих чи інших результатів.

У роботі описано загальну методологію моделювання і прогнозування даних, здійснено огляд існуючого на даний момент продукту для статистичної обробки даних та аналізу природи нестационарних процесів і їх класифікації, описано поширені методи оцінювання параметрів якості моделі та прогнозування для стаціонарних і нестационарних процесів.

На основі моделі простої авторегресії, авторегресії з ковзним середнім та нейронною мережею реалізована програма, з допомогою якої можливо визначати найкращі моделі з мінімальними на це затратами ресурсів. Також передбачено гнучкий інтерфейс для роботи з програмним продуктом.

Структура магістерської роботи. Робота складається із вступу, чотирьох розділів, висновку, списку використаної літератури, додатків.

Перший розділ присвячено сучасній методиці моделювання та прогнозування.

Другий розділ описує поширені методи прогнозування для стаціонарних і нестаціонарних процесів.

В третьому розділі описано роботу програми, продемонстровано основні її характеристики та можливості.

Четвертий розділ стосується фінансово-вартісного аналізу створеного програмного продукту.

У висновку сформульовані основні висновки по виконаній роботі і пропозиції за результатами магістерського дослідження.

РОЗДІЛ 1 ЗАДАЧІ ПРОГНОЗУВАННЯ: ОСОБЛИВОСТІ РОЗВИТКУ СУЧАСНИХ ФЕП

1.1 Особливості протікання фінансово-економічних процесів

Фінансово-економічні процеси мають ряд відмінних характеристик, які необхідно враховувати при побудові моделі та прогнозуванні. Знання цих характеристик допомагає виділити деякі специфічні ефекти, притаманні реальним процесам, та спрогнозувати їх окремо чи в рамках повної моделі процесу. Наприклад, для процесу з трендом і сезонним ефектом можна будувати повну математичну модель, яка враховує всі притаманні їй ефекти, а можна будувати окремо модель для тренду, модель для коливань, що накладаються на тренд, і модель для сезонного ефекту. Особливості протікання реальних процесів:

1. Більшість рядів мають явно виражений тренд.

Трендом будемо вважати поточне середнє значення вибірки даних, яке вказує на напрям довгострокового руху процесу. В загальному випадку тренд може бути детермінованим або стохастичним (нерегулярним). Визначити характер тренду можна тільки в процесі побудови моделі процесу. На коротких часових інтервалах поточне середнє можна обчислити за допомогою виразу:

$$\bar{y}(k) = \bar{y}(k-1) + \frac{1}{k}[y(k) - \bar{y}(k-1)]$$

де $y(k)$ – фактичне значення процесу в момент k .

Процеси з трендами є особливо характерними для нестійкої високодинамічної перехідної економіки. Більшість макроекономічних процесів в перехідних економіках є нестационарними, вони містять тренд.

Іноді тренд неможливо адекватно описати детермінованою функцією. Випадкові тренди описують, наприклад, за допомогою комбінації декількох випадкових процесів в одній моделі.

2. Деякі ряди мають характер меандра.

В строгому смислі меандр – це послідовність прямокутних імпульсів з постійним періодом, кожний з яких складається з додатної та від’ємної напівхвиль однакової довжини. Звичайно, що фінансово-економічні часові ряди можуть тільки наближено відповідати строгому визначенню.

3. Макроекономічні явища, які виникають внаслідок внутрішніх або зовнішніх факторів, носять, як правило, затяжний характер.

Прикладами можуть бути такі явища:

- поточний перехідний період в економіці країн Східної Європи, Китаю та Латинської Америки;
- поточний перехідний період на пострадянському просторі (для цих країн економісти прогнозують тривалість перехідного періоду щонайменше 35-40 років);
- криза в капіталістичному світі в 30-і роки ХХ століття (~8 – 10 років);
- падіння промислового виробництва в Англії наприкінці 1970-х і до середини 1980-х.

4. На різних ділянках часового ряду може спостерігатись різна динаміка, тобто різна швидкість падіння або зростання значень змінної. Це особливо стосується інфляції, об’єму промислового та сільськогосподарського виробництва, податкових надходжень та багатьох інших процесів.

5. Існує певний взаємозв’язок між макроекономічними явищами в різних країнах.

Так, рівень промислового виробництва в США впливає на рівень промислового виробництва в Англії та Канаді. Макроекономіка Росії суттєво

впливає на розвиток макроекономіки України та Білорусі, а фінансові кризи в одній частині світу впливають, фактично, на всі інші країни світу. При цьому, чим слабшою є економіка, тим сильнішими є впливи (збурення) на неї з боку зовнішніх факторів.

6. Більшість макроекономічних процесів підпорядковані впливу випадкових факторів, особливо в умовах взаємозалежності між країнами. Знову ж таки, це в більшій мірі стосується країн з перехідною (слабкою) економікою. Сюди можна віднести такі фактори:

- неплатежі (несвоєчасність виконання фінансових зобов'язань);
- значний рівень тіньової економіки;
- несвоєчасні поставки енергетичних ресурсів, сировини, комплектуючих;
- значні коливання цін на енергоресурси, а також різке зростання цін;
- коливання рівня податків і відповідно коливання цін та рівня споживання;
- нестійкість та жорсткість митних правил і митного законодавства;
- нестійкість існуючого законодавства в цілому;
- застосування бартеру і взаємозаліків (особливо в перехідній економіці);
- вплив демпінгових цін (наприклад, ціни на китайські товари в Україні є нижчими ніж на аналогічні українські товари);
- інтенсивне використання декількох валют на території однієї країни (наприклад, доларизація української економіки не сприяє зміцненню національної валюти та економіки країни, а навпаки – підтримує розвиток економіки США);

– зовнішня та внутрішня політична нестабільність (рішення приймаються не з точки зору їх економічної доцільності для держави, а з політичних міркувань);

– вплив однієї особистості на протікання економічних та політичних процесів (це явище є особливо характерним для слабких країн, але може мати місце в будь-якій економіці – вплив правління Д. Буша на розвиток економіки США виявився настільки негативним, що держава з величезним профіцитом бюджету за два роки перейшла в стан значного дефіциту з відповідними наслідками для населення країни);

– негативний вплив локальних воєн (навіть чи локальні війни на Близькому Сході сприяють зниженню цін на нафтопродукти, посиленню міжнародної економічної кооперації або піднесенню економіки країн, що приймають в них участь);

– відвертий економічний та політичний тиск сильних держав на слабкіших з метою прийняття рішень, в яких зацікавлений сильніший партнер.

В зв'язку з реальним існуванням наведених вище особливостей протікання фінансово-економічних процесів, їх можна розділити на такі види:

- процеси із сезонними ефектами;
- гетероскедастичні процеси (процеси із змінною в часі дисперсією);
- процеси з детермінованими та випадковими (стохастичними) трендами;
- коінтегровані процеси (однією моделлю одночасно описуються два або більше процесів з трендами однакового порядку);
- процеси з комбінованими ефектами.

Наявність сезонного ефекту в процесі не обов'язково приводить до нестационарності ряду, але цілком можливо, що суттєва різниця в пікових

значеннях ряду може призвести до гетероскедастичності. Гетероскедастичні, процеси з трендами та коінтегровані процеси – все це нестационарні процеси, для яких розроблено спеціальні методи побудови моделей та прогнозуючих функцій.

1.2 Сучасні методи моделювання та прогнозування фінансово-економічних процесів

Оскільки при прогнозування складних процесів, моделі можуть давати великі похибки, що в свою чергу не дасть змогу прийняти вдалі управлінські рішення, виникає потреба розробці та адаптації методів та моделей під економічний процес.

Кожний метод має свої переваги та недоліки щодо практичного застосування. Одним із суттєвих недоліків більшості методів є наявність затримки в часі на 1-2 кроки оцінок прогнозу по відношенню до фактичного розвитку процесу ціноутворення. Розглянемо методи, які зараз найчастіше використовуються для побудови прогнозу.

Прогнозування необхідне для підтримки прийняття мікро- та макроекономічних рішень стосовно вироблення стратегій подальшого розвитку окремих підприємств, галузей економіки та економіки держави в цілому.

1.2.1 Регресійний аналіз

Регресійний (лінійний) аналіз - статистичний метод дослідження залежності між залежною змінною Y та однією чи кількома незалежними змінними X_1, X_2, \dots, X_p . Незалежні змінні інакше називають регресорами або предикторами, а залежні змінні - ендегенними.

Термінологія залежних і незалежних змінних відображає лише математичну залежність змінних, а не причинно-наслідкові відносини.

Цілі регресійного аналізу

1. Визначення ступеня детермінованості варіації ендогенної (залежної) змінної предикторами (незалежними змінними)
2. Передбачення значення залежної змінної з допомогою незалежної (-их)
3. Визначення вкладу окремих незалежних змінних в варіацію залежної

Регресійний аналіз не можна використовувати для визначення наявності зв'язку між змінними, оскільки наявність такого зв'язку і є передумова для застосування аналізу.

Строго регресійну залежність можна визначити наступним чином. Нехай Y, X_1, X_2, \dots, X_p - Випадкові величини з заданим спільним розподілом ймовірностей. Якщо для кожного набору значень $X_1 = x_1, X_2 = x_2, \dots, X_p = x_p$ визначено умовне математичне сподівання $y(x_1, x_2, \dots, x_p) = E(Y | X_1 = x_1, X_2 = x_2, \dots, X_p = x_p)$ (Рівняння лінійної регресії в загальному вигляді), то функція $y(x_1, x_2, \dots, x_p)$ називається регресією величини Y за величинами X_1, X_2, \dots, X_p , А її графік - лінією регресії Y по X_1, X_2, \dots, X_p , Або рівнянням регресії.

Залежність Y від X_1, X_2, \dots, X_p проявляється в зміні середніх значень Y при зміні X_1, X_2, \dots, X_p . Хоча при кожному фіксованому наборі значень $X_1 = x_1, X_2 = x_2, \dots, X_p = x_p$ величина Y залишається випадковою величиною з певним розсіюванням.

Для з'ясування питання, наскільки точно регресійний аналіз оцінює зміну Y при зміні X_1, X_2, \dots, X_p , Використовується середня величина дисперсії Y при різних наборах значень X_1, X_2, \dots, X_p (Фактично мова йде про міру розсіювання залежної змінної навколо лінії регресії).

На практиці лінія регресії найчастіше шукається у вигляді лінійної функції $Y = b_0 + b_1 X_1 + b_2 X_2 + \dots + b_N X_N$ (Лінійна регресія), найкращим чином наближає шукану криву. Робиться це за допомогою методу найменших квадратів, коли мінімізується сума квадратів відхилень реально

спостережуваних Y від їх оцінок \hat{Y} (Маються на увазі оцінки за допомогою прямої лінії, яка претендує на те, щоб представляти шукану регресійну залежність):

$$\sum_{k=1}^M (Y_k - \hat{Y}_k)^2 \rightarrow \min,$$

де M – обсяг вибірки. Цей підхід заснований на тому відомому факті, що фігурує в наведеному вираженні сума приймає мінімальне значення саме для того випадку, коли $Y = y(x_1, x_2, \dots, x_N)$.

Для вирішення завдання регресійного аналізу методом найменших квадратів вводиться поняття функції нев'язки:

$$\sigma(\bar{b}) = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^M (Y_k - \hat{Y}_k)^2$$

Умова мінімуму функції нев'язки:

$$\left\{ \begin{array}{l} \frac{d\sigma(\bar{b})}{db_i} = 0 \\ i = 0 \dots N \end{array} \right\} \Leftrightarrow \left\{ \begin{array}{l} \sum_{i=1}^M y_i = \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N b_j x_{i,j} + b_0 M \\ \sum_{i=1}^M y_i x_{i,k} = \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N b_j x_{i,j} x_{i,k} + M b_0 \sum_{i=1}^M x_{i,k} \\ k = 1 \dots N \end{array} \right.$$

Отримана система є системою $N + 1$ лінійних рівнянь з $N + 1$ невідомими $b_0 \dots b_N$

Якщо уявити вільні члени лівій частині рівнянь матрицею

$$B = \left\{ \begin{array}{c} \sum_{i=1}^M y_i \\ \sum_{i=1}^M y_i x_{i,1} \\ \dots \\ \sum_{i=1}^M y_i x_{i,N} \end{array} \right\},$$

а коефіцієнти при невідомих у правій частині матрицею

$$A = \begin{Bmatrix} \sum_{i=1}^M x_{i,1} & \sum_{i=1}^M x_{i,1}x_{i,1} & \sum_{i=1}^M x_{i,1}x_{i,2} & \dots & \sum_{i=1}^M x_{i,1}x_{i,N} \\ \sum_{i=1}^M x_{i,2} & \sum_{i=1}^M x_{i,1}x_{i,2} & \sum_{i=1}^M x_{i,2}x_{i,2} & \dots & \sum_{i=1}^M x_{i,2}x_{i,N} \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ \sum_{i=1}^M x_{i,N} & \sum_{i=1}^M x_{i,1}x_{i,N} & \sum_{i=1}^M x_{i,2}x_{i,N} & \dots & \sum_{i=1}^M x_{i,N}x_{i,N} \end{Bmatrix}$$

то отримуємо матричне рівняння: $A \times X = B$, Яке легко вирішується методом Гаусса. Отримана матриця буде матрицею, яка містить коефіцієнти рівняння лінії регресії:

$$X = \begin{Bmatrix} b_0 \\ b_1 \\ \dots \\ b_N \end{Bmatrix}.$$

Для отримання найкращих оцінок необхідно виконання передумов МНК (умов Гаусса-Маркова). В англomовній літературі такі оцінки називаються BLUE (Best Linear Unbiased Estimators) - найкращі лінійні незміщені оцінки.

Параметри b_i є частковими коефіцієнтами кореляції; $(b_i)^2$ інтерпретується як частка дисперсії Y , пояснена X_i . При закріпленні впливу інших предикторів, тобто вимірює індивідуальний внесок X_i в пояснення Y . У разі корелюють предикторів виникає проблема невизначеності в оцінках, які стають залежними від порядку включення предикторів в модель. У таких випадках застосування методів аналізу кореляційного і покрокового регресійного аналізу.

Говорячи про нелінійних моделях регресійного аналізу, важливо звертати увагу на те, чи йде мова про нелінійності по незалежним змінним (з формальної точки зору легко зводиться до лінійної регресії), або про нелінійності по оцінюваним параметрами (що викликає серйозні обчислювальні труднощі). При нелінійності першого виду з змістовної точки

зору важливо виділяти поява в моделі членів виду $X_1 X_2$, $X_1 X_2 X_3$, Що свідчить про наявність взаємодій між ознаками X_1 , X_2 і т. д.

1.2.2. Модель авторегресії

Природа авторегресії пояснюється існуванням так званої “пам’яті” процесу, яка проявляється в тому, що його поточний стан в значній мірі визначається попередніми станами. Наприклад, поточний стан технічної системи або технологічного процесу також залежить від її стану в попередні моменти часу. Це можна виразити формулою:

$$y_k = a_0 + a_1 y_{k-1} + a_2 y_{k-2} + \dots + a_n y_{k-n}$$

Для визначення необхідності введення в рівняння регресії авторегресійної складової необхідно обчислити і дослідити вибірккову автокореляційну функцію змінної $y(k)$.

Порядок авторегресії визначається за допомогою автокореляційної функції. Число коефіцієнтів автокореляційної функції, які відмінні від нуля в статистичному сенсі, і буде складати оцінку порядку авторегресії.

АКФ та ЧАКФ використовують для визначення попередньої оцінки порядку авторегресійної частини моделі, тобто скільки затриманих в часі значень необхідно брати для описання процесу. При цьому необхідно врахувати, що АКФ дає менш «чітку» оцінку порядку процесу ніж ЧАКФ.

Вибіркова АКФ обчислюється за виразом:

$$r_y(s) = r_{y(k)y(k-s)} = \frac{1}{N-1} \frac{\sum_{k=s+1}^N \{[y(k) - \bar{y}][y(k-s) - \bar{y}]\}}{\sigma_y^2}, \quad s = 1, 2, 3, \dots,$$

де σ_y^2 – вибірккова дисперсія змінної $y(k)$; \bar{y} – середнє значення вибірки даних.

Число коефіцієнтів АКФ, відмінних від нуля в статистичному сенсі, вказує на порядок авторегресійної частини моделі. Для стаціонарного процесу (це процес із постійними середнім значенням, дисперсією та коваріацією) коефіцієнти $r_y(s)$ мають нормальний розподіл та нульове

середнє.

На відміну від АКФ, часткова АКФ між значеннями виключає вплив величин $y(k-1) \dots y(k-s+1)$, а це означає, що коефіцієнти ЧАКФ чіткіше відображають зв'язок між окремими значеннями основної змінної

1.2.3 Модель ковзного середнього

Ковзне середнє – інструмент згладжування цінових рядів, який головним чином застосовується для відображення змін біржових котирувань акцій, цін на сировину ті інше. Найбільшого застосування на практиці отримали прості, зважені та експонентні ковзні середні.

Наприклад проста ковзна середня може визначатися як середня ціна закриття за останні N днів, закінчуючи поточним днем. Наприклад, 10-денна ковзна середня буде дорівнює середньому значенню останніх 10 закриттів. Таким чином, формула для кожної точки лінії графіка простого ковзного середнього виглядає так:

$$MA_k = \frac{y_{k-m} + y_{k-m-1} \dots + y_k}{m}$$

Термін ковзне середнє означає, що набір значень, що усереднюють, безупинно рухається в часі. Ковзна середня відображає тенденцію зміни цін і згладжує їхні несуттєві коливання. На ринках, де яскраво виражена цінова тенденція відсутня, ковзна середня, як правило, змінюється в деякому горизонтальному діапазоні.

Властивості ковзної середньої, що згладжують, досягаються за рахунок появи лага в інформації. Оскільки ковзна середня за визначенням дорівнює середньому значенню минулих цін, розвороти графіків ковзних середніх завжди будуть відставати від відповідних змін у вихідних цінових рядах. Проблема полягає в тому, що якщо на ринках з вираженою тенденцією ковзні середні працюють добре, то на ринках, де виражений тренд відсутній (строге математичне визначення тренду буде дано в наступних роботах), ковзні середні дають багато помилкових сигналів.

Загальна формула для зваженого ковзного середнього

$$MA_k = \frac{\sum_{i=1}^N w_i \cdot y_{k-i+1}}{\sum_{i=1}^N w_i}, \quad (2.4.1)$$

де N – розмір вікна ковзного середнього, w_i – вагові коефіцієнти, y – часовий ряд вхідних даних.

Загальна формула для простого (арифметичного) ковзного середнього

$$MA_k = \frac{\sum_{i=1}^N y_{k-i+1}}{N}, \quad (2.4.2)$$

Тобто у випадку простого ковзного середнього всі вагові коефіцієнти мають однакову вагу (єдиичну).

Вагові коефіцієнти у випадку експоненційного ковзного середнього (ЕКС або ЕМА – англ. Exponential moving average) розподілені за експоненційним законом. Зазвичай при аналізі даних за допомогою ЕКС ваги зменшуються експоненційно з віддаленістю від поточного періоду, але в загальному випадку ситуація може бути і оберненою (але так ніхто не робить).

$$EMA_k = \frac{\sum_{i=1}^N w_i \cdot y_{k-i+1}}{\sum_{i=1}^N w_i} = \frac{w_1 \cdot y_k + w_2 \cdot y_{k-1} + \dots + w_n \cdot y_{k-n}}{\sum_{i=1}^N w_i},$$

Вибір вагових коефіцієнтів експоненційного ковзного середнього.

Підхід №1.

Вагові коефіцієнти експоненційного ковзного середнього обчислюються за формулами:

$$w_1 = 1 - \alpha; \quad w_2 = 1 - \alpha^2; \quad \dots; \quad w_n = 1 - \alpha^n.$$

При чому $\alpha = \frac{2}{n+1}$, де n – розмір вікна.

В цьому випадку ваги ЕКС збільшуються з віддаленістю від поточного періоду як показано на рис. 1.1

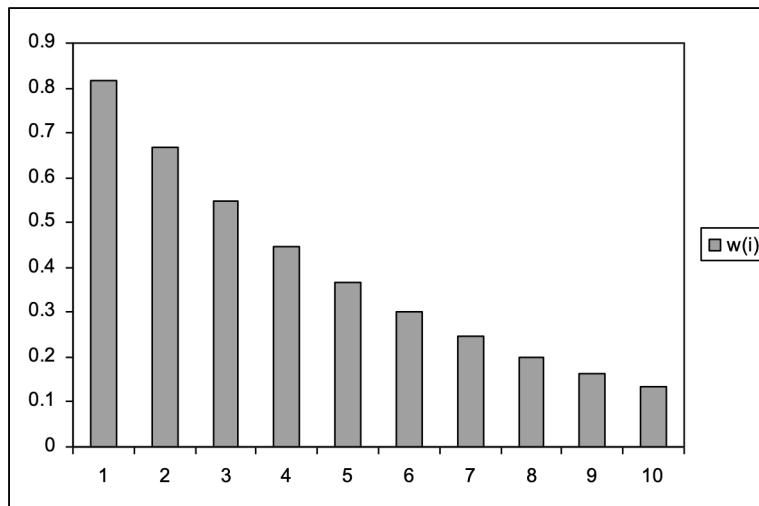


Рис. 1.1 Випадок коли ваги ЕКС збільшуються з віддаленістю від поточного періоду

Підхід №2.

Але на практиці при аналізі економетричних даних більшу цінність має більш свіжа інформація щодо процесу який досліджується. Тому ваги ЕКС повинні обчислюватися за формулою

$$w_i = 1 - \alpha^{n-i+1};$$

$$\text{тобто } w_1 = 1 - \alpha^n; w_2 = 1 - \alpha^{n-1}; \dots; w_n = 1 - \alpha^2; w_n = 1 - \alpha, \text{ де } \alpha = \frac{2}{n+1},$$

а n – розмір вікна ковзного середнього. На рис. 1.2 наведена гістограма вагових коефіцієнтів.

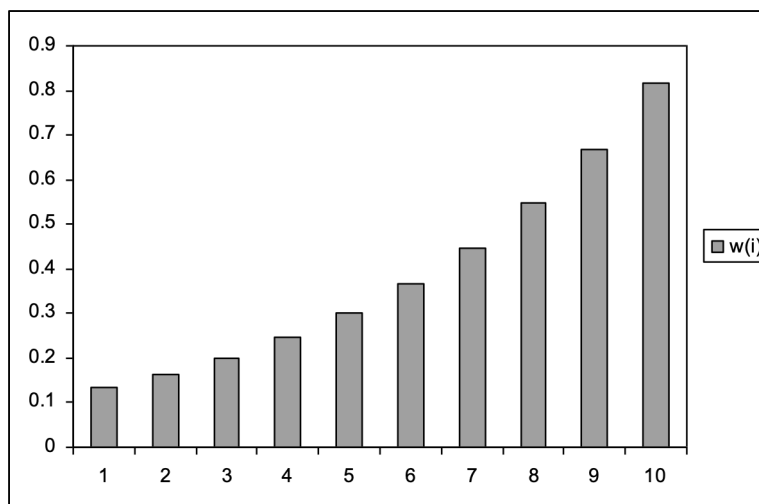


Рис. 1.2 Випадок коли ваги ЕКС зменшуються з віддаленістю від

поточного періоду

Алгоритм побудови $APKC(p,q)$ коли КС будується по залишкам $AP(p)$ рівняння моделі.

а. Визначення P – порядку авто регресійної складової.

б. Обчисліть АКФ та ЧАКФ для

в. По отриманим значенням АКФ та ЧАКФ визначте P – порядок авто регресійної складової.

г. Визначення q – порядку КС.

д. Обчисліть коефіцієнти моделі $AP(p)$:

е. Обчисліть коефіцієнти АКФ та ЧАКФ залишків моделі $AP(p)$.

є. По отриманим значенням АКФ та ЧАКФ визначте q – порядок КС.

1.2.4 Нейронні мережі

Застосування нейронних мереж у фінансовій сфері базується на одному фундаментальному припущенні - заміні прогнозування розпізнаванням. Нейронна мережа не передбачає майбутнє, вона прагне "розпізнати" в поточному стані ринку ситуацію, що раніше зустрічалася, і максимально точно відтворити реакцію ринку.

Головна властивість нейронної мережі - здібність до навчання. Для розв'язання якої-небудь задачі на комп'ютері традиційним методом необхідно знати правила (математичні формули), по яких за вхідними даними можна одержати вихідні (знайти рішення задачі). За допомогою нейронних мереж можна знайти розв'язок, не знаючи правил, а лише маючи декілька прикладів. Нейронні мережі використовують підхід до рішення задач, більш близький до людського, ніж традиційні обчислення.

Нехай часовий ряд $x(t)$ задано відліками процесу $x(t_1), x(t_2), \dots, x(t_i)$ в дискретні моменти часу t . Задамо ширину (кількість дискретних відліків)

вхідного часового вікна m , ширину вихідного вікна p . Вхідне та вихідне вікна накладаються на дані ряду, починаючи з першого елемента.

Вхідне вікно формує дані для входів нейронної мережі, а вихідне, відповідно, для виходів. Подібна пара вхідного та вихідного векторів приймається за одну реалізацію часового ряду. При зсуві часових вікон за часовим рядом з кроком s , отримуємо другу і наступні реалізації.

Значення ширини вікон та кроку зміщення повинні узгоджуватись з особливостями часового ряду, що забезпечується шляхом проведення експериментів. Нехай вхідне вікно має ширину m , вихідне вікно $p=1$, крок зміщення $s=1$.

Недоліком нейронних мереж є їхня недетермінованість. Мається на увазі те, що після навчання є "чорний ящик", який якимось чином працює, але логіка прийняття розв'язків нейромережею зовсім схована від експерта. У принципі, існують алгоритми "витягу знань із нейронної мережі", які формалізують навчену нейронну мережу до списку логічних правил, тим самим створюючи на основі мережі експертну систему. На жаль, ці алгоритми не вбудовуються в нейромережеві пакети, до того ж набори правил, які генеруються такими алгоритмами досить об'ємні.

1.3 Огляд відомих програмних засобів для розв'язання поставлених задач

Використання методів прогнозування важко уявити без відповідних комп'ютерних програм. З одного боку хочеться мати найпотужнішу систему, яка може обробляти довільну інформацію, в якій запрограмовані сотні різноманітних методів аналізу. З іншого боку, складність роботи з системою має бути мінімальною. Ніяким чином не заперечуючи право кожного на вільний вибір статистичного пакету для роботи представлено порівняння одних з найкращих та потужніших систем для аналізу та прогнозування часових рядів.

Розглянемо порівняльний аналіз двох найбільш вживаних статистичних

пакетів Statistica і Eviews. Програма Statistica має модульну структуру, тобто складається з модулів, кожен з яких використовується для вирішення свого конкретного класу завдань, а саме: аналіз тимчасових рядів і прогнозування, множинна регресія, нелінійне оцінювання, факторний аналіз, моделювання структурними рівняннями, непараметрична статистика, дисперсійний аналіз, дискримінант функціональний аналіз. Декілька модулів об'єднано в групу промислова статистика: контроль якості, аналіз процесів, планування експерименту.

При завантаженні пакету програм Statistica і при створенні нового файлу з'являється електронна таблиця, в якій стовпці є змінними, а рядки – спостереженнями. Зручність введення даних в програмі Statistica обумовлена тим, що файл таблиці схожий на аналогічний з програми Excel.

Дана програма дозволяє імпортувати дані з інших Windows застосувань і програм DOS, таких як: MS Excel, MS Access, Foxpro, Paradox, dbase, CSV, SPSS, а також з файлів *.txt.

На відміну від Statistica додаток Eviews не має модульною системи, проте він містить так зване вікно робочого файлу, де можна зберігати ряд об'єктів. Об'єктна структура робочого вікна дозволяє працювати одночасно з різними типами інформації. Управління об'єктами здійснюється за допомогою процедур, які у свою чергу можуть самі створювати нові об'єкти.

Кожен об'єкт містить конкретний вигляд інформації: ряд даних, коефіцієнти, графіки і діаграми, моделі, результати обчислень, таблиці, тощо.

Крім того, програма Eviews має командний рядок, куди вводяться певні команди, що дозволяють виробляти статистичний аналіз даних. Команди можуть бути збережені в окремому файлі, що дозволяє дослідникові запам'ятати ретроспективу виконуваних дій.

На відміну від програми Statistica в Eviews перш, ніж ввести данні, необхідно задати їх формат, далі створити об'єкт типа ряд, задати кількість змінних і кількість спостережень. Пакет Eviews дозволяє працювати з вісьмома типами даних (річні, піврічні, квартальні, місячні, тижневі (5 днів), тижневі (7 днів), щоденні і недатовані спостереження). Процедура введення і

опису даних в додатку Eviews складніша, ніж в Statistica, і тому бажано імпортувати данні з інших застосувань. Програма дозволяє працювати з даними взяті з таких програм як: MS Access, Gauss, ODBS, SAS, SPSS, MS Excel, Stata, ACSII, HTML.

1.3.1 Графічний аналіз і основні описові статистики.

Для того, щоб легко візуалізувати чи як вихідні параметри моделі, так і кінцеві результати обчислень необхідна побудова різних графіків, діаграм, корелограм, спектрограм і тому подібне. Перегляд в графічній інтерпретації вихідних даних у вигляді лінійних графіків, гістограм розподілів вірогідності, діаграм і тому подібне для обох програм здійснюється за допомогою команд меню.

Перегляд результатів у вигляді графіків в програмі Statistica виробляється безпосередньо з робочого модуля за допомогою відповідних кнопок, причому це додаток дозволяє задати опцію побудови графіка автоматично після кожної проведеної процедури, також є можливість перегляду даних в різних масштабах. Побудова корелограм АКФ і ЧАКФ в пакеті Statistica виконується лише в різних вікнах, в Eviews же їх можна проглянути і в одному вікні, та зате в Statistica вказані межі білого шуму. Результати моделювання в Eviews в графічному режимі можна проглянути за допомогою команд основного меню робочого файлу. Перегляд числових характеристик досліджуваних даних (середнє значення стандартне відхилення, ексцес, вірогідність ,тощо) в додатку Eviews здійснюється за допомогою команд меню, щоб зробити це в Statistica необхідно зайти в окремий модуль Основні статистики/Таблиці (Basic Statistics/tables) (тут же є критичні значення різних розподілів). Набір описових статистик для обох пакетів однаковий.

1.3.2 Графічний аналіз і основні описові статистики.

Лінійна регресія. У програмі Statistica оцінка коефіцієнтів однофакторною і багатофакторної лінійної регресії здійснюється в окремому модулі Множинна регресія (Multiple regression). Результати можна побачити в діалоговому вікні, де є коефіцієнти, оцінені методом найменших квадратів, коефіцієнт детерміації, статистика Фішера оцінки значимості регресії, статистики Стюдента оцінки значущості коефіцієнтів, коефіцієнт кореляції (матриця кореляцій), статистика Дарбіна-Уотсона. Істотними недоліками додатка Statistica є: по-перше, той факт, що оцінка коефіцієнтів простий регресії виконується лише методом найменших квадратів; по-друге, визначення присутності гетероскедастичності залишків доводиться проводити в окремому модулі (а саме, за допомогою тесту Спірмена в модулі непараметричні статистики). На відміну від Statistica пакет Eviews дозволяє проводити оцінку регресії не лише методом найменших квадратів, але також методами максимальної правдоподібності, зваженим і нелінійним методами найменших квадратів, досить просто набрати назву методу в командному рядку при оцінці коефіцієнтів моделі. До того ж Eviews дозволяє проводити поправку на гетероскедастичність з врахуванням характеру залежності помилок від незалежної змінної. За допомогою команди меню гетероскедастичність визначається тестом Уайта . Відзначимо, що за допомогою командного рядка можна задати методику виявлення гетероскедастичності методами Парку, Глейзера, тощо.и Проблему мультиколінеарності чинників можна здолати в програмі Statistica двома способами: знайти оцінки методом головних компонент (реалізовується в модулі Факторний аналіз (Factor Analysis)) або використовують гребеневу регресію (можливо лише для Statistica версії старше 6.0).

1.3.3 Нелінійна регресія.

Оцінка нелінійної регресії в програмі Statistica виробляється в окремому модулі Нелінійне оцінювання (Non-linear estimation), тут можна як задати вигляд залежності самостійно, так і скористатися такими, що є:

регресія логіт/пробіт, регресія експоненціального зростання, кусочно-лінійна регресія. Для оцінювання коефіцієнтів нелінійної регресії довільного вигляду використовуються ітеративні методи, такі як квазі-ньютонівський, Хука-Джівса, симплексний та ін. Результатами оцінки є лише індекс детерміації і статистика Фішера. Підбір вигляду гладкої функції можна здійснити лише на основі візуального аналізу графіків. На відміну від цього в програмі Eviews підібрати нелінійну функцію, що щонайкраще відображає залежність, можна на основі тесту Боксу-коксу. Оцінка коефіцієнтів здійснюється на основі нелінійного МНК (NLS) і зваженого МНК (WLS).

Моделей з дискретною залежною змінною. Моделі бінарного вибору (логіт/пробіт моделі) легко оцінюються в пакеті Statistica в модулі Нелінійне оцінювання, вихідними даними служать логарифмічна функція правдоподібності, обмежена логарифмічна функція правдоподібності, χ^2 -статистика, оцінені методом максимальної правдоподібності параметри моделі. На відміну від Statistica Eviews дозволяє будувати не лише моделі бінарного вибору, але також і моделі множинного вибору, як з порядковими, так і з нерегульованими альтернативами. Для цього просто в полі вибору методу оцінювання слід зробити вибір на користь методу, відповідного шуканій моделі. Вихідними параметрами служать χ^2 -статистика, псевдо-коефіцієнт детерміації, логарифмічні функції правдоподібності.

1.3.4 Моделювання стаціонарних процесів.

Істотним недоліком програми Statistica є відсутність можливостей перевірки ряду на стаціонарність, і судити про його стаціонарності можна лише на основі візуального аналізу графіка ряду, спектрограми і корелограм АКФ і ЧАКФ. На відміну від цього, додаток Eviews дозволяє провести як звичайний, так і розширений тести Дікі-Фуллера на наявність стаціонарності (тести одиничного кореня). Побудова моделей АРКС в програмі Statistica виконується за допомогою модуля Аналіз часових рядів/Прогнозування. ідентифікація моделі.

У програмі Eviews ідентифікацію моделі АРКС можна провести ще і за допомогою q-статистики (тест Лjunga-боксу). До того ж є можливість порівняти дві значимі моделі АРКС, тобто виробити їх селекцію, по критеріях Шварця і Акайке. Eviews виконує ці критерії на основі дисперсії помилки, яка має бути мінімальна. Тут відзначимо, що використання тестів Лjunga-Боксу і інформаційних критеріїв в програмі Statistica можливо лише для версій старше 6.0 в окремих модулях. Побудувати моделі стаціонарних рядів, що враховують зміну дисперсії (моделі ARCH і GARCH) можна лише в програмі Eviews, Statistica таких можливостей не має. Крім того, знайдену модель АРКС за допомогою ARCH методу можна протестувати на гетероскедастичну складову.

Слід зазначити, що у версіях Eviews старше 5.1, наявні можливості оцінки і специфікації моделей Tarch і E-garch (моделює умовну дисперсію як асиметричну функцію, представлену в логарифмічному вигляді). Програма Eviews дозволяє провести специфікацію векторної авторегресійної моделі і моделі виправлення помилки (дослідження коінтеграції між декількома змінними). Перевірка коінтеграції в програмі здійснюється за допомогою процедури Йохансена, яка визначає число векторів коінтеграції в групі тимчасових рядів і забезпечує оцінки максимальної правдоподібності векторів коінтеграції і векторів швидкості приведення.

1.3.5 Моделювання нестационарних рядів.

Звичайне моделювання нестационарних рядів проводиться на основі моделі АРІКС, де порядок інтеграції є порядком взяття різниць. У програмі Statistica за допомогою процедури перетворення ряду обчислюють різниці до тих пір, поки ряд не стане стаціонарним, причому стаціонарність можна перевірити лише на основі візуального аналізу, далі ідентифікують і будують модель АРКС. У додатку Eviews для побудови моделі АРІКС використовується розширений тест Діки-Фуллера, причому перевірка

стаціонарності виробляється автоматично після взяття різниці першого або другого порядків (відповідний порядок слід вказати в діалоговому вікні). Звідси можна зробити вивід, що побудову моделі АРІКС бажано робити в Eviews.

В ході процесу розробки програмного продукту було спочатку обрано за основну платформу програмний пакет Eviews, вже на початку створення перших моделей було зрозуміло, що цей програмний продукт не задовільняє всіх функцій які я поставив перед реалізацією магістерської роботи, а саме фактичної можливості реалізації власних алгоритмів та недостатніх можливостей для візуалізації даних.

Statistica – як інструмент для реалізації проекту була не обрана по причині неможливості використання деяких важливих тестів часових рядів, прикладом є відсутність тесту на стаціонарність ряду.

Важливим критерієм до програмного продукту я також обрав використання на будь якій платформі з основними операційними системами (Microsoft Windows, Apple macOS, Linux).

Отже, було обрано для виконання магістерського проекту R, який є провідним інструментом для аналізу даних в наукових центрах Європи та Америки. Нажаль в Україні він не має значної популярності, можливо через відсутності документації українською та російською мовами.

R - це середовище програмування для статистичного аналізу даних. Це середовище складається з базової програми R, що працює як інтерпретатор мови статистичного програмування S, та окремих пакетів, які реалізують спеціальні методи та технології статистичної обробки даних. Базова програма створена у рамках проекту GNU, як альтернативна програмна реалізація мови S (ця мова та комерційний пакет S+ для її реалізації були розроблені у Bell Laboratories під керівництвом Дж. Чемберса). На відміну від S+, програма R є некомерційною і вільно розповсюджується за умови дотримання вимог GNU General Public License.

1.4 Постановка задачі

У сучасній економіці важливе місце надається прогнозуванню фінансових процесів, у вигляді часових рядів, що дає змогу приймати найбільш корисні та вдалі рішення та забезпечує інформацією про майбутні зміни, а також можливі кричні значення.

Виконане дослідження існуючих методів і оцінок якості прогнозів фінансово-економічних процесів показало, що моделі і методи, які пропонуються у відомих програмних продуктах, мають деякі обмеження і тому потребують певного доповнення, модифікації і покращення. Виникає необхідність в порівняльному аналізі для отримання кращих результатів.

Для досягнення поставленої мети у роботі поставлені і вирішуються такі завдання:

1. Виконати аналіз предметної області і вибрати методи математичного моделювання і оцінювання якості прогнозів фінансово-економічних процесів.
2. Запропонувати клас математичних моделей для аналізу ФЕП.
3. Розробити математичні моделі для аналізу ФЕП.
4. Розробити програмний продукт для побудови моделей вибраних процесів, оцінювання прогнозу та аналізу його якості.
5. Виконати порівняльний аналіз показників якості.

Висновки до розділу

В першому розділі проведено огляд сучасних методів прогнозування часових рядів, серед яких методи прогнозування на основі різницевих рівнянь, метод групового врахування аргументів (МГВА), дискретний фільтр Калмана. Виконаємо аналіз переваг і недоліків перелічених підходів. Серед переваг відзначимо швидкість, простоту та математичну обґрунтованість результатів першого методу. Ці методи дають кількісну оцінку похибки прогнозу; відсутність потреби задавати структуру моделі при використанні

методу МГУА; та отримання моделі у вигляді математичного рівняння в результаті застосування кожного з цих методів. Істотними недоліками методів на основі застосування різницевих рівнянь є відсутність формалізованого алгоритму пошуку структури моделі, що не дозволяє одразу ж виконувати моделювання та навіть відповісти на питання, чи буде знайдена адекватна процесу модель. Недоліком МГУА відзначена ресурсоемність цього методу, яка не дозволяє його застосувати в широкому колі задач. Недоліком фільтра Калмана є необхідність виконувати складні матричні операції (серед яких і операція обернення матриці) для обчислення оптимального матричного коефіцієнта фільтра. Тому в загальному випадку використання цього методу може призвести до складних і ресурсоемних операцій.

РОЗДІЛ 2 Вибір методів для математичного опису процесів в економіці та фінансах

2.1. Моделі процесів з детермінованим трендом

Тренд (поточне середнє) може бути зростаючим або спадаючим, а за характером зміни в часі може бути детермінованим або стохастичним.

Детермінований тренд описують вибраною функцією, наприклад, поліномом від часу, сплайном, експонентою, комбінацією тригонометричних функцій та інше. Часто використовують поліноми від часу вигляду:

$$y(k) = a_0 + a_1 \cdot k + a_2 \cdot k^2 + \dots + a_m \cdot k^m + \varepsilon(k), \quad (1.1)$$

де k – дискретний час, який зв'язаний з неперервним реальним часом t через період реєстрації (дискретизації) даних: $t = kT_s$; $\varepsilon(k)$ – випадкова змінна, оцінку якої можна знайти після оцінювання рівняння: $\varepsilon(k) = e(k)$, де $e(k)$ – похибка моделі. Очевидно, що після оцінювання моделі послідовність значень $\{e(k)\}$ буде містити всі коливання, що накладаються на тренд.

Окрім поліномів від часу, для описання тренду в моделюванні використовують експоненціальні та гармонічні поліноми.

Випадкові тренди, тобто тренди, які не можна описати з необхідною точністю за допомогою детермінованих функцій, моделюють за допомогою випадкових процесів. В даній роботі цей підхід не розглядається.

Таким чином, описуючи тренд рівнянням (1.1), ми фактично видаляємо його з процесу і повна модель процесу буде складатись щонайменше з двох рівнянь: рівняння (1.1) для тренду і рівняння АР(р) або АРКС(р, q), яке описує коливання, що накладаються на тренд.

Тренд може бути видалений з процесу (даних) за допомогою різниць. Так, перші різниці видаляють тренд першого порядку (лінійний тренд), другі різниці видаляють квадратичний тренд і т.д. Наприклад, нехай $y(k) = a_0 + a_1 \cdot k$. Перші різниці цього процесу

$$\Delta y_k = y_k - y_{k-1} = a_0 + a_1 \cdot k - [a_0 + a_1 \cdot (k-1)] = a_1$$

приводять до видалення лінійного тренду. Очевидно, що після видалення тренду ми вже не зможемо його спрогнозувати. Докладно задача моделювання процесів з трендом буде розглянута в подальшому.

2.1.1 Тест не тренд

При перевірці на стаціонарність спочатку необхідно візуально дослідити часовий ряд. Нагадаємо, що слабка стаціонарність (яка частіше всього використовується на практиці) означає, що середнє значення, дисперсія та коваріація ряду не змінюються в часі. Досить часто вже попереднє візуальне дослідження дозволяє визначити присутність лінійного чи нелінійного тренду. Стаціонарний ряд має нульовий порядок інтегрованості, що формально записується так: $\{y_k\} \sim I^0$.

Порядком інтегрованості є число, яке показує скільки разів необхідно застосувати до часового ряду оператор перших різниць, щоб перейти до стаціонарного ряду.

За визначенням часовий ряд має одиничний корінь або порядок інтеграції 1, тобто $\{y_k\} \sim I^1$, якщо його перші різниці $\Delta y_k = y_k - y_{k-1}$ утворюють стаціонарний ряд $\{\Delta y_k\} \sim I^0$.

Часовий ряд має два одиничних корені або порядок інтеграції 2, якщо для досягнення стаціонарності необхідно обчислити його другі різниці:

$$\begin{aligned} \Delta^2 y_k &= \Delta y_k - \Delta y_{k-1} = y_k - y_{k-1} - [y_{k-1} - y_{k-2}] \\ &= y_k - 2y_{k-1} + y_{k-2}, \end{aligned}$$

де $\{\Delta^2 y_k\} \sim I^0$. В загальному випадку часовий ряд може мати довільний порядок інтегрованості $\{y_k\} \sim I^{int}$. Для визначення існування нестаціонарності (існування одиничних коренів) запропоновано ряд тестів.

Перевірка присутності нестаціонарності (тест Дікі-Фуллера).

Після виконання візуального контролю необхідно застосувати формальні тести на стаціонарність, які дають можливість переконатись в її

існуванні. Розглянемо порядок застосування тесту Дікі-Фуллера.

За допомогою цього критерію визначають яку величину має коефіцієнт a_1 в рівнянні

$$y_k = a_1 y_{k-1} + \varepsilon_k,$$

тобто, $a_1 = 1$ чи $a_1 < 1$. Якщо $a_1 = 1$, то дані містять одиничний корінь і степінь інтегрованості дорівнює буде $I = 1$. Якщо ж $0 < a_1 < 1$, то ряд стаціонарний, тобто має степінь інтегрованості $I = 0$. Для фінансово-економічних процесів значення $a_1 = 1$ не є характерним, тому що такі значення означають присутність в процесах різко зростаючих (спадаючих) ефектів. Виникнення таких процесів є малоімовірним, оскільки фінансово-економічне середовище є достатньо інерційним і не дозволяє змінним приймати нескінченно великі значення за короткі проміжки часу.

Нагадаємо, що застосування МНК для оцінювання коефіцієнтів моделі часового ряду передбачає, що залишки (похибки) ε_k моделі мають постійну скінченну дисперсію. Присутність нестационарності приводить до порушення цього припущення. Наприклад, розглянемо рівняння

$$\begin{aligned} y_k &= y_{k-1} + \varepsilon_k = [y_{k-2} + \varepsilon_{k-1}] + \varepsilon_k = \dots \\ &= y_0 + \varepsilon_k + \varepsilon_{k-1} + \varepsilon_{k-2} + \dots + \varepsilon_1. \end{aligned}$$

Оскільки залишки ε_k незалежні і мають постійну дисперсію, то дисперсія y_k зростає до нескінченності при $k \rightarrow \infty$. В такому випадку для описання динаміки ряду можна скористатись рівнянням

$$\Delta y_k = b y_{k-1} + \varepsilon_k,$$

де $b = a_1 - 1$.

Якщо $b = 0$, то ряд містить одиничний корінь і має степінь інтегрованості $I = 1$, а ряд $\{\Delta y_k\}$ може бути вже стаціонарним. Якщо ж $b \neq 0$, то $a_1 \neq 1$ і стаціонарним буде сам ряд $\{y_k\}$.

В рівнянні $y_k = a_1 y_{k-1} + \varepsilon_k$ відсутнє середнє значення і описання тренда. Якщо включити середнє, то воно приймає вигляд:

$$y_k = a_0 + a_1 y_{k-1} + \varepsilon_k$$

або

$$\Delta y_k = a_0 + a_1 y_{k-1} - y_{k-1} + \varepsilon_k = a_0 + b y_{k-1} + \varepsilon_k$$

Із врахуванням тренда останнє рівняння приймає вигляд:

$$y_k = a_0 + a_1 k + a_2 y_{k-1} + \varepsilon_k$$

де k – дискретний час. Це рівняння можна записати для першої різниці

$$y_k - y_{k-1} = a_0 + a_1 k + b y_{k-1} - y_{k-1} + \varepsilon_k$$

або

$$\Delta y_{k-1} = a_0 + a_1 k + b y_{k-1} - y_{k-1} + \varepsilon_k$$

Для такої моделі було б некоректно використовувати t -статистику з метою визначення значимості коефіцієнта b , оскільки застосування регресії для оцінювання цього коефіцієнта передбачає, що $b \neq 0$ ($a_1 \neq 1$). Тобто при $b \approx 0$ великий процент оцінок за t -статистикою не буде прийматися як значимий, тобто нульова гіпотеза щодо існування одиничного кореня буде часто відкидатись.

Крім того, одиничні корені робастні (зберігаються і можуть бути виявлені) при різних степенях гетероскедастичності, але можуть виникати проблеми з автокореляцією залишків моделі. В умовах присутності автокореляції залишків задача тестування на стаціонарність розв'язується за допомогою розширеного тесту Дікі-Фуллера. При використанні цього методу значення залежної змінної вводяться в рівняння регресії з великими значеннями лагу, достатніми для того щоб уникнути автокореляції залишків. Це рівняння може мати наступний вигляд:

$$\Delta y_k = a_0 + b y_{k-1} + c_1 \Delta y_{k-1} + c_2 \Delta y_{k-2} + \dots + c_n y_{k-n} + \varepsilon_k$$

Форма критерію значимості залежить від виду моделі, що тестується, тобто, чи включено в модель середнє значення і член, який описує тренд.

Нульова гіпотеза без середнього.

При тестуванні рівняння

$$\Delta y_k = b y_{k-1} + c_1 \Delta y_{k-1} + c_2 \Delta y_{k-2} + \dots + c_n y_{k-n} + \varepsilon_k$$

тобто, середнє відсутнє, гіпотеза записується так:

$H_0: b=0$ - ряд нестационарний;

$H_1: b \neq 0$ - ряд стаціонарний.

Нульова гіпотеза відкидається, якщо статистика b/SE_b має від'ємне значення, яке менше за критичне значення, взяте з таблиці Дікі-Фуллера. Критичні значення для рівнів значимості $\alpha=1$ і $\alpha=5$ дорівнюють $-2,58$ і $-1,95$, відповідно.

Якщо нульова гіпотеза приймається, то ряд $\{y_k\}$ - це випадкове блукання без зсуву (константи в рівнянні).

В більш загальному вигляді цього критерію враховується розмір вибірки N , що досягається шляхом обчислення модифікованого критичного значення по формулі

$$\tau_\infty = \frac{\tau_1}{N} - \frac{\tau_2}{N^2},$$

де $\tau_\infty = -2,57$ ($\alpha=1$) або $\tau_\infty = -1,94$ ($\alpha=5$);

$\tau_1 = -1,96$ ($\alpha=1$) або $\tau_1 = -0,398$ ($\alpha=5$);

$\tau_2 = -10,04$ ($\alpha=1$) або $\tau_2 = 0$ ($\alpha=5$);

(значення τ табульовані Маккінноном, 1991).

Нульова гіпотеза з середнім значенням

Перевірка рівняння $\Delta y_k = a_0 + b y_{k-1} + e_k$ із врахуванням можливої автокореляції залишків (як це було показано вище) базується на використанні того ж статистичного критерію, що і для рівняння без середнього, і тієї ж формули критичних значень, але при наступних значеннях τ :

$\tau_\infty = -3,43$ ($\alpha=1$) або $\tau_\infty = -2,86$ ($\alpha=5$);

$\tau_1 = -6,00$ ($\alpha=1$) або $\tau_1 = -2,74$ ($\alpha=5$);

$\tau_2 = -29,25$ ($\alpha=1$) або $\tau_2 = -8,36$ ($\alpha=5$).

Нульова гіпотеза при наявності середнього та тренду.

В даному випадку застосовується така ж процедура, що і вище, але при наступних значеннях τ :

$$\begin{aligned}\tau_{\infty} &= -3,96 \quad (\alpha=1) \quad \text{або} \quad \tau_{\infty} = -3,41 \quad (\alpha=5); \\ \tau_1 &= -8,35 \quad (\alpha=1) \quad \text{або} \quad \tau_1 = -4,04 \quad (\alpha=5); \\ \tau_2 &= -47,44 \quad (\alpha=1) \quad \text{або} \quad \tau_2 = -17,83 \quad (\alpha=5).\end{aligned}$$

Розширений тест Дікі-Фуллера

Для того щоб скористатись тестом ДФ, необхідно побудувати наступне рівняння регресії:

$$\Delta y_k = a_0 + a_1 k + b y_{k-1} - \sum_{i=1}^p c_i \Delta y_{k-i} + \varepsilon_k, \quad (2.1.1)$$

де a_0, a_1, b, c_i — невідомі коефіцієнти регресії. Якщо всі коефіцієнти $c_i = 0, i = 1, 2, \dots, p$, то рівнянням (2.1.1) можна скористатись для застосування тесту ДФ, інакше необхідно використати розширений тест ДФ. На практиці рекомендують застосовувати тест РДФ з кількістю затриманих у часі значень p меншою 10% числа спостережень, тобто $p \leq 0,1 N$, де N — довжина (потужність) часового ряду. При використанні тесту ДФ і РДФ важливо правильно задати структуру моделі, зокрема, необхідно визначити чи потрібно включати члени a_0 і $a_1 k$.

Пропонується наступне евристичне правило: якщо візуально з графіка не можна зробити висновок про наявність тренду, то в модель (2.1.1) необхідно включати тільки константу (перетин) a_0 , навіть якщо значення коливаються навколо нуля. Якщо візуальний аналіз ряду свідчить про присутність тренду, то в модель (2.1.1) необхідно ввести a_0 і $a_1 k$.

За допомогою базової моделі (2.1.1) тестуються такі гіпотези:

$$\begin{aligned}H_0: b=0, \text{ або часовий ряд нестационарний: } \{y_k\} \sim I_{\text{int}}, \text{ int} > 0; \\ H_1: b \neq 0, \text{ або часовий ряд стаціонарний: } \{y_k\} \sim I_0, \text{ int} = 0.\end{aligned}$$

Нульова гіпотеза відкидається, якщо отримана оцінка коефіцієнта $b \neq 0$ та обчислена τ -статистика Маккіннона (для тестування на наявність одиничного кореня) за абсолютною величиною більша за величину критичного значення цієї статистики при вибраному рівні значимості α . Формально це можна записати так:

$$|\tau| = \left| \frac{b}{SE_b} \right| \geq |\tau_{\text{крит}}|$$

на рівні значимості α ; SE_b – стандартна похибка оцінки b .

2.2 Регресійні моделі та регресійні функції

2.2.1 Прогнозування без розв'язку рівнянь

Структура різницевого рівняння така, що воно дозволяє виконувати прогнозування на один крок (один період дискретизації вимірів) без додаткових перетворень [26,28]. Тобто в праву частину необхідно підставити минулі значення змінних і обчислити оцінку прогнозу головної змінної в лівій частині. Але для того щоб знайти оцінку прогнозу на більше число кроків, необхідно застосувати деякі попередні перетворення різницевих рівнянь (РР). Розглянемо деякі можливі підходи до обчислення прогнозованих значень.

Як приклад, розглянемо рівняння АР(1):

$$y(k) = a_0 + a_1 y(k-1) + \varepsilon(k), \quad E[\varepsilon(k)] = 0. \quad (2.1)$$

Збільшимо незалежну змінну час на одну одиницю і запишемо рівняння знову:

$$y(k+1) = a_0 + a_1 y(k) + \varepsilon(k+1).$$

Якщо коефіцієнти a_0, a_1 відомі, то можна знайти умовне математичне сподівання на основі відомої інформації до моменту k включно:

$$\begin{aligned} E_k[y(k+1)] &= E_k[y(k+1) | y(k), y(k-1), \dots, \varepsilon(k), \varepsilon(k-1), \dots] = \\ &= a_0 + a_1 E_k[y(k)] = a_0 + a_1 y(k), \end{aligned}$$

оскільки $y(k)$ в момент k є відомою константою.

По аналогії запишемо рівняння (2.1) для моменту $k + 2$:

$$y(k + 2) = a_0 + a_1 y(k + 1) + \varepsilon(k + 2)$$

і знайдемо умовне математичне сподівання

$$\begin{aligned} E_k[y(k + 2)] &= a_0 + a_1 E_k[y(k + 1)] = a_0 + a_1 E_k[a_0 + a_1 y(k)] = \\ &= a_0 + a_0 a_1 + a_1^2 y(k). \end{aligned}$$

Для наступного моменту часу маємо

$$E_k[y(k + 3)] = a_0 + a_0 a_1 + a_0 a_1^2 + a_1^3 y(k).$$

Таким чином, для загального випадку прогнозування на s кроків можна записати

$$E_s[y(k + s)] = a_0 \left(\sum_{i=0}^{s-1} a_1^i \right) + a_1^s y(k) = a_0 \sum_{i=0}^{s-1} a_1^i + a_1^s y(k). \quad (2.2)$$

Отримане рівняння називають функцією прогнозування на довільне число кроків. Прогноз представляє собою збіжний процес, якщо $|a_1| < 1$, тобто

$$\lim_{s \rightarrow \infty} E_k[y(k + s)] = \frac{a_0}{1 - a_1}, \quad (2.3)$$

де a_1 – знаменник геометричної прогресії. Вираз (2.3) свідчить про те, що для будь-якого стаціонарного процесу АР чи АРКС оцінка умовного прогнозу асимптотично ($s \rightarrow \infty$) збігається до безумовного середнього.

Знайдемо похибку прогнозування

$$f_k(s) = y(k+s) - E_k[y(k+s)].$$

Похибка прогнозу на один крок

$$f_k(1) = y(k+1) - E_k[y(k+1)] = a_0 + a_1 y(k) + \varepsilon(k+1) - a_0 - a_1 y(k) = \varepsilon(k+1)$$

Похибка прогнозу на два кроки

$$\begin{aligned} f_k(2) &= y(k+2) - E_k[y(k+2)] = \\ &= a_0 + a_1[a_0 + a_1 y(k) + \varepsilon(k+1)] + \varepsilon(k+2) - E_k[y(k+2)] = \\ &= a_0 + a_0 a_1 + a_1^2 y(k) + a_1 \varepsilon(k+1) + \varepsilon(k+2) - a_0 - a_0 a_1 - a_1^2 y(k) = \\ &= \varepsilon(k+2) + a_1 \varepsilon(k+1). \end{aligned}$$

Таким чином, можемо записати вираз для похибки для довільного числа кроків прогнозування як

$$f_k(s) = \varepsilon(k+s) + a_1 \varepsilon(k+s-1) + a_1^2 \varepsilon(k+s-2) + \dots + a_1^{s-1} \varepsilon(k+1).$$

Враховуючи те, що $E[f_k(s)] = 0$, оцінка прогнозу, яка обчислюється за виразом (2,2), є незміщеною. Дисперсія похибки прогнозування

$$Var[f_k(s)] = \sigma^2 [1 + a_1^2 + a_1^4 + a_1^6 + \dots + a_1^{2(s-1)}],$$

тобто дисперсія є функцією s . Асимптотичне значення дисперсії похибки прогнозу для стаціонарного процесу

$$\lim_{s \rightarrow \infty} Var[f_k(s)] = \frac{\sigma^2}{1 - a_1^2},$$

де a_1^2 – знаменник геометричної прогресії.

2.2.2 Прогнозування на основі роз'язку рівнянь

Розглянемо як приклад рівняння АРКС(1,1)

$$y(k) = a_0 + a_1 y(k-1) + \varepsilon(k) + \beta_1 \varepsilon(k-1), \quad |a_1| < 1,$$

де $\varepsilon(k)$ – білий шум з нульовим середнім; $y(0) = y_0$ – відома початкова умова. Для однорідного рівняння $y(k) - a_1 y(k-1) = 0$ розв'язком є $A a_1^k$, де A – довільна константа.

Частковий розв'язок можна знайти за допомогою лагового оператора L в наступному вигляді:

$$y(k) = \frac{a_0}{1 - a_1} + \frac{\varepsilon(k)}{1 - a_1 L} + \frac{\beta_1 \varepsilon(k-1)}{1 - a_1 L}.$$

Використовуючи властивості лагового оператора, запишемо загальний розв'язок як

$$y(k) = \frac{a_0}{1 - a_1} + \sum_{i=0}^{\infty} a_1^i \varepsilon(k-i) + \beta_1 \sum_{i=0}^{\infty} a_1^i \varepsilon(k-i-1) + A a_1^k.$$

Для того щоб знайти значення довільної константи скористаємось початковою умовою:

$$y_0 = \frac{a_0}{1-a_1} + \sum_{i=0}^{\infty} a_1^i \varepsilon(-i) + \beta_1 \sum_{i=0}^{\infty} a_1^i \varepsilon(-i-1) + A$$

Запишемо розв'язок із врахуванням отриманого значення довільної константи:

$$y(k) = \frac{a_0}{1-a_1} + \sum_{i=0}^{\infty} a_1^i \varepsilon(k-i) + \beta_1 \sum_{i=0}^{\infty} a_1^i \varepsilon(k-i-1) + \left[y_0 - \frac{a_0}{1-a_1} - \sum_{i=0}^{\infty} a_1^i \varepsilon(-i) + \beta_1 \sum_{i=0}^{\infty} a_1^i \varepsilon(-i-1) \right] a_1^k$$

або

$$y(k) = \frac{a_0}{1-a_1} + \sum_{i=0}^{k-1} a_1^i \varepsilon(k-i) + \beta_1 \sum_{i=0}^{k-1} a_1^i \varepsilon(k-i-1) + \left[y_0 - \frac{a_0}{1-a_1} \right] a_1^k$$

Знайдемо рівняння для оцінки прогнозу із врахуванням того, що на момент $k=0$ відоме значення збурення $E_0[\varepsilon(0)] = \varepsilon_0$. Таким чином, функція прогнозу приймає наступний вигляд:

$$E_0[y(k)] = \frac{a_0}{1-a_1} + \beta_1 a_1^{k-1} \varepsilon_0 + \left[y_0 - \frac{a_0}{1-a_1} \right] a_1^k \quad (2.4)$$

Рівняння (2.4) можна розглядати як функцію прогнозування на k кроків наперед на основі інформації, яка є в наявності на момент $k=0$.

Знайдемо функцію прогнозування на s кроків вперед на основі інформації, яка є в наявності на момент k . Спочатку зробимо заміну індексів в рівнянні (2.4):

$$\begin{aligned} E_0[y(s)] &= \frac{a_0}{1-a_1} + \beta_1 a_1^{s-1} \varepsilon_0 + \left[y_0 - \frac{a_0}{1-a_1} \right] a_1^s = \\ &= \left(\frac{a_0}{1-a_1} \right) (1-a_1^s) + \beta_1 a_1^{s-1} \varepsilon_0 + y_0 a_1^s. \end{aligned}$$

Тепер виконаємо оновлення часового індексу для змінних $y^i \varepsilon$ на k одиниць вперед:

$$E_k[y(k+s)] = \left(\frac{a_0}{1-a_1} \right) (1-a_1^s) + \beta_1 a_1^{s-1} \varepsilon(k) + y(k) a_1^s.$$

Отримане рівняння представляє собою функцію прогнозування на основі відомої інформації про процес на момент k , включно. Використовуючи наведені вище викладки, можна записати функції прогнозування для різного числа кроків наступним чином:

$$s+1: \quad E_k[y(k+1)] = a_0 + \beta_1 \varepsilon(k) + a_1 y(k);$$

$$s=2: \quad E_k[y(k+2)] = \left(\frac{a_0}{1-a_1} \right) (1-a_1^2) + \beta_1 a_1 \varepsilon(k) + a_1^2 y(k);$$

$$s=3: \quad E_k[y(k+3)] = \left(\frac{a_0}{1-a_1} \right) (1-a_1^3) + \beta_1 a_1^2 \varepsilon(k) + a_1^3 y(k);$$

.

.

.

$$\lim_{s \rightarrow \infty} E_k[y(k+s)] = \frac{a_0}{1-a_1}.$$

При цьому

Можна досить просто перейти від моделі АРКС(1,1) до моделі АР(1), якщо покласти $\beta_1 = 0$. Для АР(1) отримаємо функцію прогнозування у вигляді:

$$E_k[y(k+s)] = \left(\frac{a_0}{1-a_1} \right) (1 - a_1^s) + a_1^s y(k).$$

По аналогії можна знайти функції прогнозування для моделей іншої структури.

Якщо модель побудована на основі вибірки даних довжиною N , то для рівняння АРКС(2,1)

$$y(k) = \hat{a}_0 + \hat{a}_1 y(k-1) + \hat{a}_2 y(k-2) + \hat{\varepsilon}(k) + \hat{\beta}_1 \hat{\varepsilon}(k-1),$$

то рівняння прогнозу можна записати наступним чином:

$$E_N[y(N+1)] = \hat{a}_0 + \hat{a}_1 y(N) + \hat{a}_2 y(N-1) + \hat{\beta}_1 \hat{\varepsilon}(k),$$

$$E_N[y(N+2)] = \hat{a}_0 + \hat{a}_1 E_N[y(N+1)] + \hat{a}_2 y(N),$$

.

.

$$E_N[y(N+s)] = \hat{a}_0 + \hat{a}_1 E_N[y(N+s-1)] + \hat{a}_2 E_N[y(N+s-2)],$$

$$s \geq 2.$$

2.2.3 Узагальнення функції прогнозування для процесу АРКС(p,q)

Знайдемо спочатку функцію прогнозування для процесу АРКС(2,1), який описується наступним рівнянням:

$$y(k) = a_0 + a_1 y(k-1) + a_2 y(k-2) + \varepsilon(k) + \beta_1 \varepsilon(k-1).$$

Для наступного моменту часу можна записати

$$y(k+1) = a_0 + a_1 y(k) + a_2 y(k-1) + \varepsilon(k+1) + \beta_1 \varepsilon(k).$$

Умовне математичне сподівання для $y(k+1)$ має вигляд

$$E_k[y(k+1)] = a_0 + a_1 y(k) + a_2 y(k-1) + \beta_1 \varepsilon(k),$$

де $\varepsilon(k)$ розглядається як відома константа на момент k включно. При цьому

$$E_k[\varepsilon(k+j)] = 0, \quad \forall j > 0.$$

Для моменту часу $k+2$ маємо

$$y(k+2) = a_0 + a_1 y(k+1) + a_2 y(k) + \varepsilon(k+2) + \beta_1 \varepsilon(k+1)$$

і умовне математичне сподівання

$$\begin{aligned} E_k[y(k+2)] &= a_0 + a_1 E_k[y(k+1)] + a_2 E_k[y(k)] = \\ &= a_0 + a_1 [a_0 + a_1 y(k) + a_2 y(k-1) + \beta_1 \varepsilon(k)] + a_2 y(k) = \\ &= a_0 + a_0 a_1 + a_1^2 y(k) + a_1 a_2 y(k-1) + a_1 \beta_1 \varepsilon(k) + a_2 y(k) = \end{aligned}$$

$$= a_0(1 + a_1) + (a_1^2 + a_2)y(k) + a_1a_2y(k-1) + a_1\beta_1\varepsilon(k).$$

Можна знайти також наступне умовне математичне сподівання для оцінки прогнозу на три кроки:

$$\begin{aligned} E_k[y(k+3)] &= a_0 + a_1E_k[y(k+2)] + a_2E_k[y(k+1)] = \\ &= a_0(1 + a_1 + a_1^2 + a_2) + (a_1^3 + 2a_1a_2)y(k) + (a_1^2a_2 + a_2^2)y(k-1) + \beta_1(a_1^2 + a_2)\varepsilon(k) \end{aligned}$$

З отриманих виразів для умовного математичного сподівання видно, що рекурсивна формула для прогнозу на довільне число s кроків може бути записана тільки у наступному вигляді:

$$E_k[y(k+s)] = a_0 + a_1E_k[y(k+s-1)] + a_2E_k[y(k+s-2)]. \quad (2.5)$$

Якщо корені характеристичного рівняння, записаного для (2.5), знаходяться всередині одиничного кола, то оцінка прогнозу асимптотично збігається до безумовного середнього значення

$$\lim_{s \rightarrow \infty} E[y(k+s)] = \frac{a_0}{1 - a_1 - a_2},$$

а для довільного процесу АРКС(p,q) оцінку умовного прогнозу можна записати як

$$E_k[y(k+s)] = a_0 + \sum_{i=1}^p a_i E_k[y(k+s-i)].$$

2.3 Нейронна мережа з методом зворотнього поширення помилки

2.3.1 Метод зворотного поширення помилки

Метод навчання багат шарового перцептрон. Це ітеративний градієнтний алгоритм, який використовується з метою мінімізації помилки роботи багат шарового перцептрон та отримання бажаного виходу. Основна ідея цього методу полягає в поширенні сигналів помилки від виходів мережі до її входів, в напрямку, зворотному прямому поширенню сигналів у звичайному режимі роботи. Барц і Охонін запропонували відразу загальний метод («принцип подвійності»), який можна застосувати до ширшого класу систем, включаючи системи з запізненням, розподілені системи, тощо. Для можливості застосування методу зворотного поширення помилки функція активації нейронів повинна бути диференційованою.

2.3.2 Функція оцінки роботи мережі

Навчання нейронних мереж можна представити як задачу оптимізації. Оцінити — означає вказати кількісно, добре чи погано мережа вирішує поставлені їй завдання. Для цього будується функція оцінки. Вона, як правило, явно залежить від вихідних сигналів мережі і неявно (через функціонування) — від всіх її параметрів. Найпростіший і найпоширеніший приклад оцінки — сума квадратів відстаней від вихідних сигналів мережі до

їх необхідних значень:
$$H = \frac{1}{2} \sum_{\tau \in v_{out}} (Z(\tau) - Z^*(\tau))^2$$
 де $Z^*(\tau)$ — необхідне значення вихідного сигналу.

Метод найменших квадратів далеко не завжди є найкращим вибором оцінки. Ретельне конструювання функції оцінки дозволяє на порядок підвищити ефективність навчання мережі, а також одержувати додаткову інформацію — «рівень впевненості» мережі у відповіді.

2.3.3 Опис алгоритму

Нейронна мережа має вигляд (рис. 2.1): Кожен шар нейронної мережі має різну кількість нейронів: **A – p, S – l, R – k**. Співвідношення між **p, l і k**

визначимо пізніше. Відомо, що гіперболічний тангенс обчислюють за формулою:

$$y = \text{th}x = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}} \quad (2.1)$$

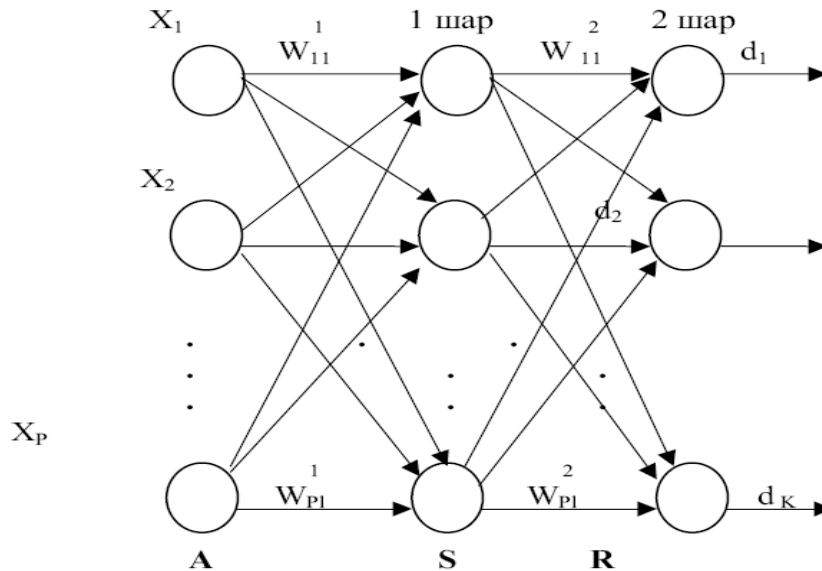


Рис.2.1 Структура нейронної мережі

Обчислимо $\text{th}'x = \frac{1}{ch^2x}$, де chx – гіперболічний косинус. Очевидно, що $(\text{th}x)' = 1 - (\text{th}x)^2$. В якості початкових даних маємо таблицю 2.1.

N – кількість точок спостереження, одержаних в результаті експерименту або статистичних. Вектор \vec{X} – входи, \vec{D} – бажані або реальні виходи. $\vec{X} = (X_1, X_2, \dots, X_p)$, $\vec{D} = (D_1, D_2, \dots, D_p)$ Цільова функція, яку необхідно мінімізувати:

$$E(\omega) = \frac{1}{2} \left[\sum_{k=1}^N \sum_{j=1}^l (y_{kj}^1 - d_{kj}^1) + \sum_{k=1}^N \sum_{j=1}^k (y_{kj}^2 - d_{kj}^2) \right]^2 = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^N \left(\sum_{j=1}^l (y_{kj}^1 - d_{kj}^1) + \sum_{j=1}^k (y_{kj}^2 - d_{kj}^2) \right)^2$$

Мережа на основі радіальних базисних функцій (РБФ-мережа) — це тришарова нейронна мережа з одним прихованим шаром. Прихований шар виконує фіксоване нелінійне перетворення без налаштування параметрів. Найновіші модифікації методу передбачають налаштування параметрів першої матриці зв'язків.

$$y_{in} \in R^{N^{in}}, \quad y_{hid} \in R^{N^{hid}}, \quad y_{out} \in R^{out}.$$

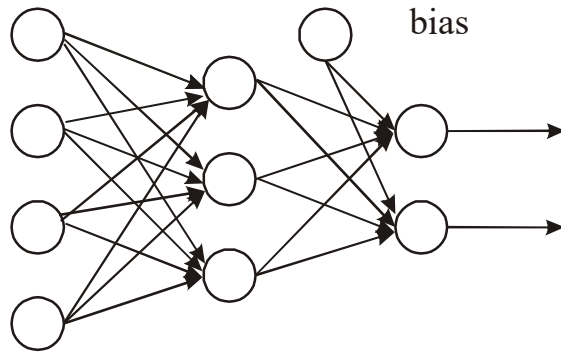


Рис. 2.2. Структура РБФ-мережі

При переході від вхідного шару до прихованого здійснюється нелінійне перетворення простору, тобто відображення $R^{N^{in}} \rightarrow R^{N^{hid}}$ (рис. 2.1)

$$y_i^{hid} = R_i(y^{in}) = \varphi(\|y^{in} - c^i\|), \quad c^i \in R^{N^{in}}$$

де φ — радіальні функції виду $\varphi(x)$ (рис. 2.2).

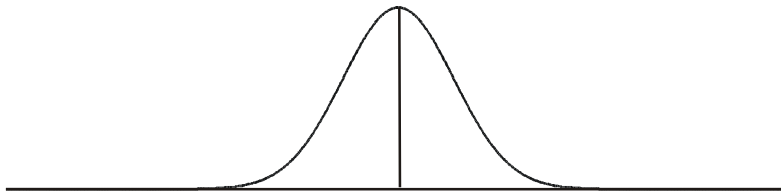


Рис. 2.3. Приклад радіальної функції

В якості радіальної функції зазвичай вибирають функцію Гауса:

$$\varphi_i = \exp\left(\frac{\|y^{in} - c^i\|}{2\sigma_i^2}\right) \Leftrightarrow \varphi_i = \exp\left(-\frac{1}{2\sigma_i^2} \sum_{j=1}^{N^{in}} (y_j^{in} - c_j^i)^2\right).$$

Нейрони вихідного шару здійснюють лінійне перетворення простору (є лінійною комбінацією виходів попереднього шару):

$$y_i^{out} = \sum_{j=1}^{N^{hid}} W_{ij} \cdot y_j^{hid}$$

або у векторній формі

$$y^{out} = W \cdot y^{hid}.$$

2.4 Розробка алгоритму структурно-параметричної адаптації моделей

2.4.1 Концепція побудови адаптивної прогнозуючої системи

Спрощена концептуальна схема процесу моделювання, прогнозування та керування (як логічного завершення двох попередніх етапів) наведена на рис. 2.4. Розглянемо докладніше кожний з етапів. Створення системи адаптивного прогнозування починається з вибору процесу, аналізу його поточного стану, існуючих моделей та підходів до прогнозування його розвитку. Аналіз спеціальних літературних джерел може суттєво допомогти у встановленні факту існування моделі для опису поведінки вибраного процесу. Це можуть бути математичні моделі у вигляді систем рівнянь, закони розподілу вхідних та вихідних величин (статистичні моделі) або логічні моделі у вигляді наборів правил, які характеризують взаємодію входів і виходів процесу керування. В останні десятиліття набувають популярності ймовірнісні методи і моделі різноманітних структур і моделі у вигляді правил нечіткої логіки, які мають відносно хороше наближення до характеру мислення експерта. Вибір типу та структури моделі відіграє суттєву роль для реалізації подальших етапів створення прогнозуючої та керуючої систем.

Так, модель, створена на основі теоретичних уявлень і закономірностей стосовно конкретного процесу, може потребувати лише деякого уточнення її параметрів за допомогою статистичних даних. А модель, яка повністю ґрунтується на статистичних дослідженнях, може потребувати значно більших об'ємів інформації та часу для її побудови. Огляд літературних джерел також може бути корисним з точки зору вибору методів адаптивного оцінювання параметрів моделі. Кожний метод має свої особливості та межі застосування, а тому необхідно знати ці особливості до його застосування на практиці.

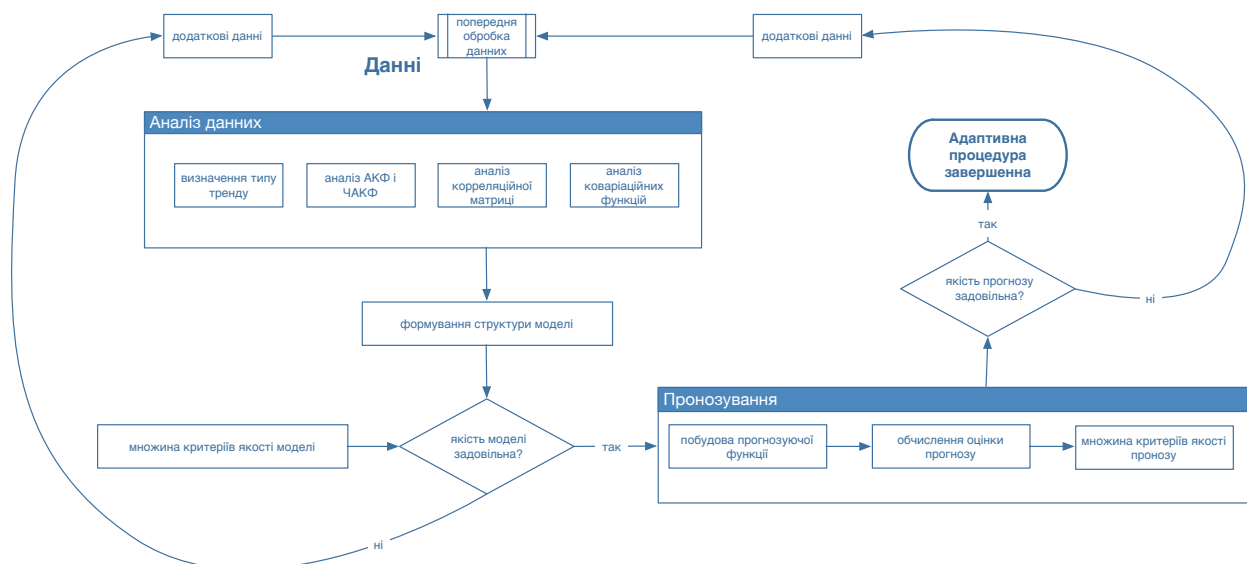


Рисунок 2.4 Схема адаптації

Практика створення прогнозуючих систем для процесів довільної природи свідчить про те, що готові до використання моделі зустрічаються дуже рідко. Навіть існуючі апробовані моделі потребують корегування їх структури та/або параметрів з метою їх адаптування до конкретних умов. Тому у більшості випадків необхідно будувати нову модель на основі наявних статистичних даних. Якість даних відіграє надзвичайно важливу роль при побудові математичної моделі, а тому при зборі даних необхідно керуватись відомими вимогами стосовно їх інформативності, синхронності та коректності.

Попередня обробка даних необхідна для приведення їх до форми, яка забезпечить можливості коректного застосування методів оцінювання параметрів моделі та отримання їх статистично значущих оцінок. Так, досить часто необхідно заповнювати пропуски даних, корегувати значні імпульсні (екстремальні) значення, нормувати

значення у заданих межах, логарифмувати великі значення та фільтрувати шумові складові.

На основі коректно підготовлених даних оцінюють структури та параметри математичних моделей-кандидатів процесів, вибраних для прогнозування та керування. Вибір (оцінювання) структури моделі – ключовий момент її побудови. Нагадаємо, що структура моделі включає п'ять елементів:

- вимірність (число рівнянь, які утворюють модель);
- порядок – максимальний порядок диференціальних або різницевих рівнянь, які входять в модель;
- нелінійність та її тип (нелінійності відносно змінних або параметрів);
- час затримки (лаг) реакції відносно входу та його оцінка;
- зовнішнє збурення процесу та його тип (детерміноване або випадкове).

Як правило, для одного процесу оцінюють декілька моделей-кандидатів, а потім вибирають з них кращу за допомогою множини статистичних параметрів якості моделі.

Більшість процесів в техніці, економіці та фінансах мають детерміновану та випадкову складові. Тому як статистичну модель будемо розуміти модель процесу у вигляді розподілу випадкових величин. Обґрунтований вибір типу розподілу та оцінювання його

параметрів за допомогою експериментальних даних представляє собою процес побудови статистичної моделі процесу.

Побудована модель, навіть достатньо високого ступеня адекватності, ще не гарантує високої якості оцінок прогнозів. Тому після побудови модель необхідно перевірити на можливість застосування до розв'язання задачі прогнозування. На сьогодні існує широкий спектр методів прогнозування, які застосовують в економіці та фінансах. Однак, далеко не всі методи забезпечують високоякісні прогнози у конкретних випадках їх застосування. Тому вибір методу прогнозування – це досить непроста задача, яка часто потребує одночасного застосування декількох альтернативних методів і вибору кращого з них на основі аналізу отриманого результату.

Самими популярними на сьогодні методами прогнозування розвитку процесів довільної природи є такі: методи регресійного аналізу, нечітка логіка, ймовірнісні методи, метод групового врахування аргументів (МГВА), нейронні мережі, методи на основі „м'яких” обчислень, метод подібних траєкторій та деякі інші. Кожний із згаданих методів в тій чи іншій мірі може враховувати невизначеності структурного, статистичного або параметричного характеру.

2.4.2 Оцінювання якості моделі і прогнозу

Якість моделі оцінюють за допомогою декількох статистичних критеріїв якості, зокрема таких: коефіцієнта множинної детермінації (R^2), який характеризує інформативність моделі по відношенню до інформативності даних; статистики Дарбіна-Уотсона (DW), що визначає ступінь автокорельованості похибок моделі; інформаційного критерію Акайке (AIC) і статистики Байєса-Шварца (BSC); суми квадратів похибок моделі ($\sum e^2(k)$); F – статистики Фішера та інших. Для автоматизованого вибору кращої моделі було створено інтегральний критерій якості:

$$IK = |1 - R^2| + U$$

U – коефіцієнт Тейла (наближається до нуля, якщо модель придатна для прогнозування).

2.4.3 Адаптивне обчислення оцінок прогнозів

Для збереження якості оцінок прогнозів в умовах нестационарності досліджуваного процесу, а також для підвищення якості прогнозування процесів з довільними статистичними характеристиками необхідно застосовувати адаптивні схеми оцінювання прогнозів. Вихідними величинами для аналізу якості прогнозів та формування адаптивних схем їх оцінювання є значення похибок прогнозів та їх статистичні характеристики

якості. Для розв'язання задачі адаптації прогнозуючої моделі до вимог стосовно якості прогнозу можна скористатись такими обчислювальними можливостями:

- рекурсивне (повторне) оцінювання параметрів математичних і статистичних моделей з надходженням нових даних, що сприяє уточненню моделі та підвищенню якості прогнозу з надходженням нових даних;
- автоматизований аналіз часткової автокореляційної функції (ЧАКФ) залежної (основної) змінної з подальшим корегуванням структури моделі шляхом введення/вилучення додаткових лагових значень;
- почергове введення в модель можливих регресорів та аналіз їх впливу на якість прогнозу; особливо корисними є регресори, які вводяться в модель з лагами більшими одиниці – це так звані провідні індикатори, що надають можливість коректно обчислювати прогнози;
- автоматизований аналіз функції часткової взаємної кореляції основної змінної з регресорами з метою корегування лагових значень регресора у правій частині рівняння;
- автоматизований вибір оптимальних вагових коефіцієнтів в процедурах експоненційного згладжування, пошуку подібних траєкторій, регресії на опорних векторах та деяких інших методах;
- автоматизований аналіз залишків регресійних моделей з метою встановлення їх інформативності та корегування структури моделі процесу на основі результатів аналізу;
- адаптивне формування масивів вимірів змінних стану процесу за допомогою методів ієрархічного комплексування (інтегрування) даних, що забезпечує підвищення їх інформативності.

Застосування тієї чи іншої схеми обчислень залежить від конкретної постановки задачі, якості та об'єму експериментальних (статистичних) даних, сформульованих вимог до якості оцінок прогнозів та часу, наявного для виконання обчислень. Кожний метод адаптивного формування оцінки прогнозу має свої особливості, які мають бути враховані при створенні системи адаптивного прогнозування.

Було обрано декілька методів для розробки власної схеми обчислення оцінок прогнозів, а саме рекурсивне оцінювання параметрів математичних і статистичних моделей, автоматизований аналіз часткової автокореляційної функції, автоматизований аналіз залишків регресійних моделей.

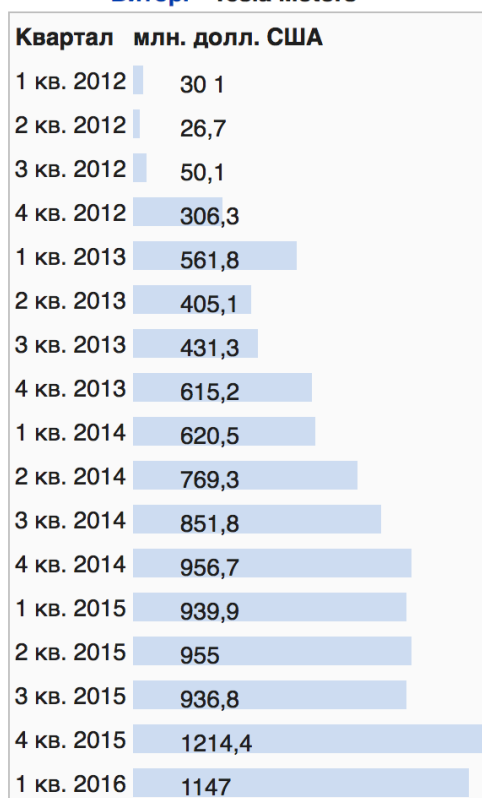
2.5 Вибір фінансово-економічних процесів для моделювання

Для виконання магістерського проекту було обрано три набору статистичних даних фінансово-економічної природи для подальшого моделювання, прогнозування та оцінки адекватності моделі та прогнозу.

2.5.1 Ціни на акції компанії Тесла

Tesla Inc.— американська автомобільна компанія-стартап із Кремнієвої долини. Орієнтована на дизайн, виробництво та продаж електромобілів та компонентів до них.

Виторг «Tesla Motors»^[2]



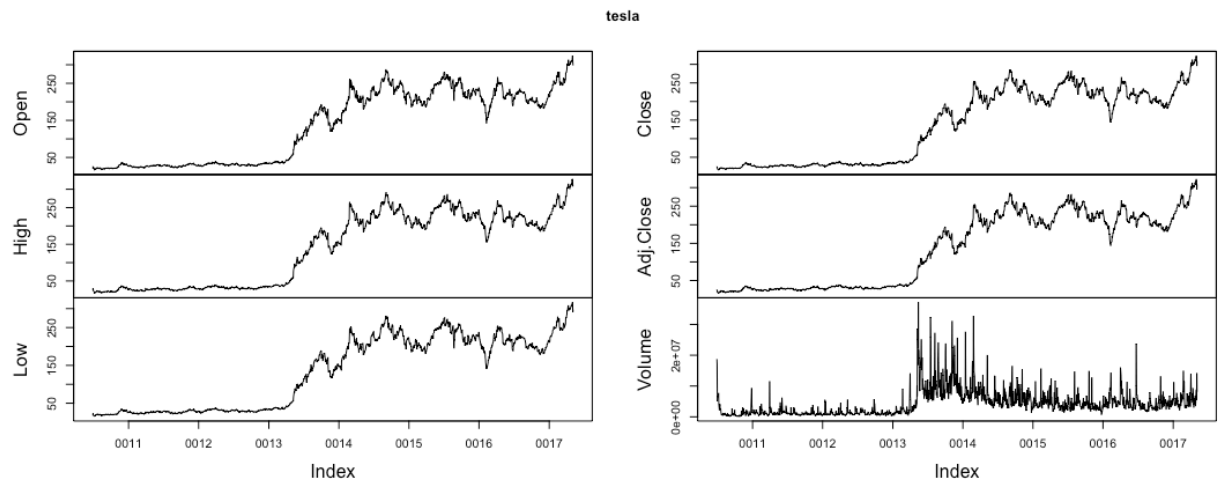
Було обрано цей набір даних через неоднозначну поведінку ціни акцій на висококонкурентному ринку та нестабільній економічній ситуації.

Самі данні являють собою масив щоденних вимірів фондового ринку. До складу даних входить:

- Open – ціна акції на момент відкриття фондового ринку
- High – найвища ціна, котру досягнула ціна акції у поточний день виміру
- Low - найнижча ціна, котру досягнула ціна акції у поточний день виміру
- Close - ціна акції на момент закриття фондового ринку
- Adj.Close – скоригована ціна акції на момент закриття фондового ринку, враховує будь-які зміни корпоративних активів до моменту відкриття ринку

Відбувалось вимірювання даних з 26 червня 2010 року по 5 травня 2017 року. Всього набір містить 1726 вимірів.

Графік даних:



Опис даних:

Open	High	Low	Close	Adj.Close	Volume
Min. : 16.14	Min. : 16.63	Min. : 14.98	Min. : 15.80	Min. : 15.80	Min. : 118500
1st Qu.: 30.15	1st Qu.: 30.91	1st Qu.: 29.48	1st Qu.: 30.08	1st Qu.: 30.08	1st Qu.: 1218975
Median :165.04	Median :169.28	Median :162.15	Median :166.22	Median :166.22	Median : 3268150
Mean :135.62	Mean :137.99	Mean :133.15	Mean :135.62	Mean :135.62	Mean : 4308837
3rd Qu.:222.68	3rd Qu.:226.53	3rd Qu.:219.19	3rd Qu.:222.55	3rd Qu.:222.55	3rd Qu.: 5744050
Max. :324.00	Max. :327.66	Max. :316.56	Max. :322.83	Max. :322.83	Max. :37163900

Ілюстрація даних:

	Open	High	Low	Close	Adj.Close	Volume
0010-06-29	19.00	25.00	17.54	23.89	23.89	18766300
0010-06-30	25.79	30.42	23.30	23.83	23.83	17187100
0010-07-01	25.00	25.92	20.27	21.96	21.96	8218800
0010-07-02	23.00	23.10	18.71	19.20	19.20	5139800
0010-07-06	20.00	20.00	15.83	16.11	16.11	6866900
0010-07-07	16.40	16.63	14.98	15.80	15.80	6921700

Детальний опис даних:

range	skew	kurtosis	se
307.86	-0.03	-1.70	2.31
311.03	-0.03	-1.70	2.35
301.58	-0.02	-1.69	2.28
307.03	-0.03	-1.70	2.31
307.03	-0.03	-1.70	2.31
37045400.00	2.51	9.63	102992.72

2.5.2 Ціни на криптовалюту Bitcoin

Bitcoin — електронна валюта, концепт якої був озвучений 2008 року Сатосі Накамото, і представлений ним 2009 року, базується на самоопублікованому документі Сатосі Накамото^[2]. Повна капіталізація ринку біткойнів наразі становить 7,865,298,695 USD (5,742,527,794 EUR)^[3]. Середня ціна одного біткойна на 6 серпня 2016 року — 13755 ₪ або 573.94 \$^[4].

Bitcoin не має централізованого управління та емітентів. Транзакції із цифровим підписом між двома вузлами передаються до всіх вузлів peer-to-peer мережі, а самі дані про переміщення коштів зберігаються у розподіленій базі даних. Для запобігання можливості трати чужих грошей або використання своїх коштів двічі використовуються криптографічні методи.

Курс біткойнів коливається виключно залежно від попиту й пропозиції, але кількість біткойнів це величина не постійна, і попит величина не детермінована та важко визначити тенденції.

Самі данні являють собою масив щоденних вимірів ціни на один біткойн. До складу даних входить:

- Avg – середня ціна поточного дня
- Min – найнижча ціна поточного дня
- Max – найвижча ціна поточного дня

Відбувалось вимірювання даних з 1 грудня 2014 року по 7 травня 2017 року. Всього набір містить 855 вимірів.

Опис даних:

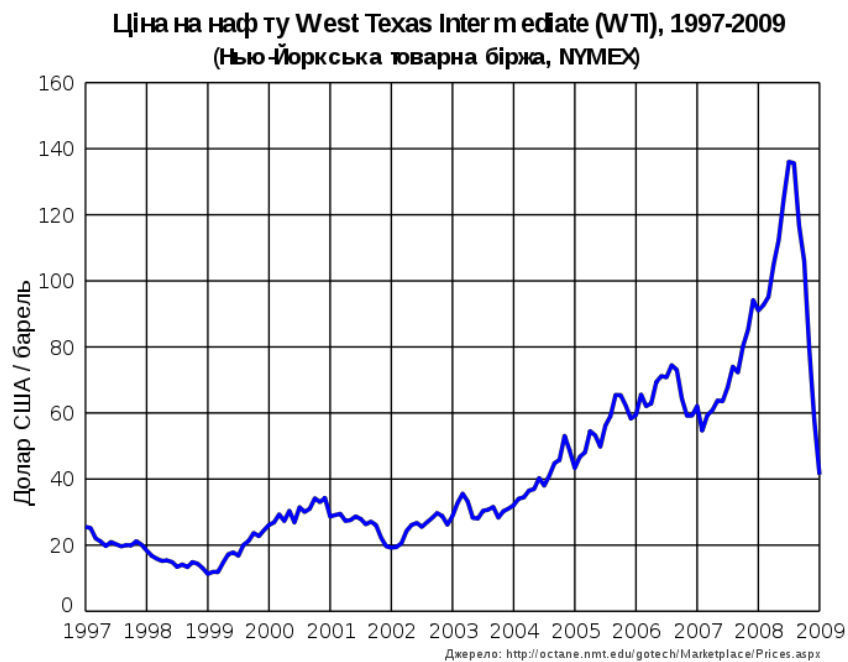
	vars	n	mean	sd	median	trimmed	mad	min	max	range	skew	kurtosis	se
avg	1	855	523.73	302.32	428.67	477.71	273.24	172.31	1590.68	1418.36	1.13	0.57	10.34
max	2	855	533.42	309.10	434.46	485.68	275.70	210.00	1665.00	1455.00	1.15	0.63	10.57
min	3	855	510.28	293.35	419.53	466.57	269.98	0.06	1563.87	1563.81	1.11	0.56	10.03

Ілюстрація даних:

	avg	max	min
2014-12-01	335.000	370.00	300.00
2014-12-02	377.775	378.00	377.00
2014-12-03	377.792	378.00	377.01
2014-12-04	377.100	377.10	377.10
2014-12-06	378.000	378.00	378.00
2014-12-08	375.005	375.01	375.00

2.5.3 Ціни на нафту West Texas Intermediate

West Texas Intermediate (WTI, також Texas Light Sweet) — це марка нафти, ціна на яку широко використовується як один із показників світових цін на копалину; одна з так званих *маркерних (елітних)* сортів нафти. Ф'ючерси на WTI торгуються на Нью-Йоркській товарній біржі (NYMEX). Видобувається у Західному Техасі (США).

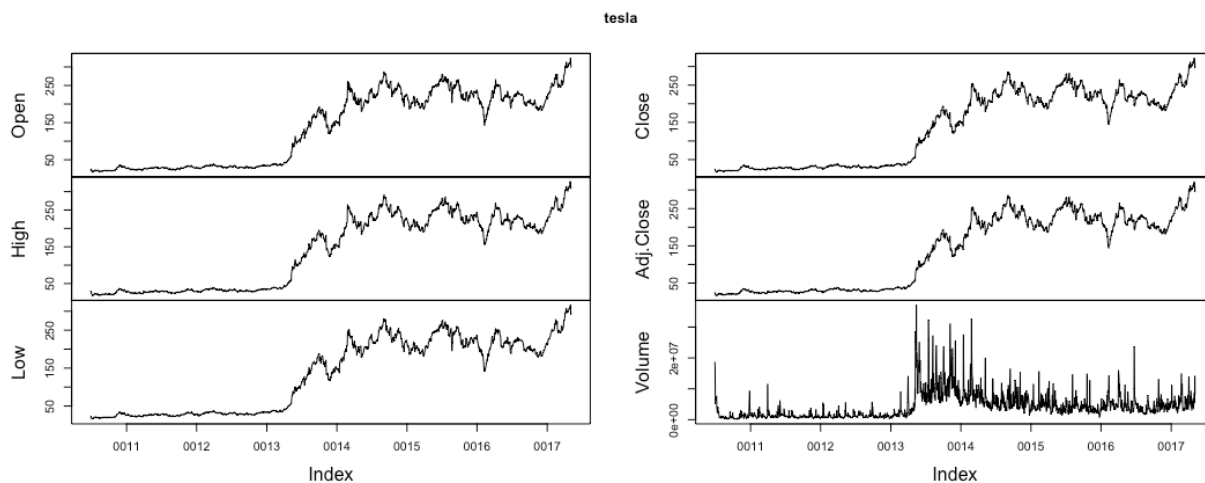


У той час як марка WTI є більш ароматизованою та легшою від Brent Crude, а остання, в свою чергу, ароматизованішою та легшою від нафти корзини ОПЕК, різниця у ціні першої та другої як правило складає близько одного долара США, між першою й останніми — близько двох доларів.

Самі данні являють собою масив щоденних вимірів середньозваженої ціни на нафту марки WTI.

Відбувалось вимірювання даних з 13 грудня 2003 року по 27 вересня 2012 року. Всього набір містить 1726 вимірів.

Графік даних:



Опис даних:

Open	High	Low	Close	Adj.Close	Volume
Min. : 16.14	Min. : 16.63	Min. : 14.98	Min. : 15.80	Min. : 15.80	Min. : 118500
1st Qu.: 30.15	1st Qu.: 30.91	1st Qu.: 29.48	1st Qu.: 30.08	1st Qu.: 30.08	1st Qu.: 1218975
Median :165.04	Median :169.28	Median :162.15	Median :166.22	Median :166.22	Median : 3268150
Mean :135.62	Mean :137.99	Mean :133.15	Mean :135.62	Mean :135.62	Mean : 4308837
3rd Qu.:222.68	3rd Qu.:226.53	3rd Qu.:219.19	3rd Qu.:222.55	3rd Qu.:222.55	3rd Qu.: 5744050
Max. :324.00	Max. :327.66	Max. :316.56	Max. :322.83	Max. :322.83	Max. :37163900

Ілюстрація даних:

	Open	High	Low	Close	Adj.Close	Volume
0010-06-29	19.00	25.00	17.54	23.89	23.89	18766300
0010-06-30	25.79	30.42	23.30	23.83	23.83	17187100
0010-07-01	25.00	25.92	20.27	21.96	21.96	8218800
0010-07-02	23.00	23.10	18.71	19.20	19.20	5139800
0010-07-06	20.00	20.00	15.83	16.11	16.11	6866900
0010-07-07	16.40	16.63	14.98	15.80	15.80	6921700

Детальний опис даних:

	range	skew	kurtosis	se
	307.86	-0.03	-1.70	2.31
	311.03	-0.03	-1.70	2.35
	301.58	-0.02	-1.69	2.28
	307.03	-0.03	-1.70	2.31
	307.03	-0.03	-1.70	2.31
	37045400.00	2.51	9.63	102992.72

Висновки до розділу

В другому розділі викладені основні теоретичні відомості щодо математичних методів прогнозування, що порівнюються в даній роботі. Зокрема розглянуто такі моделі і методи:

- регресійні функції прогнозування;
- загальні відомості нейронну мережу с зворотнім поширенням похибки;
- автоматична процедура структурно-параметричної адаптації.

У наступному розділі буде наведено опис розробленої програми, її практичне застосування та аналіз результатів.

РОЗДІЛ 3 ОПИС ПРОГРАМИ І ПРИКЛАДИ ЇЇ ЗАСТОСУВАННЯ

3.1 Розробка програми

У процесі виконання магістерської роботи розроблена і практично реалізована програма, яка призначена для аналізу статистичних даних, оцінювання прогнозу та аналізу якості отриманої прогнозованої моделі. Головною метою створення даної програми було проілюструвати роботу методів прогнозування, застосування їх на реальних даних, та отримання відповідного прогнозу стосовно подальшого розвитку подій (точніше одного з її напрямів).

Зобразимо у вигляді схеми (рис 3.1) роботи програми:

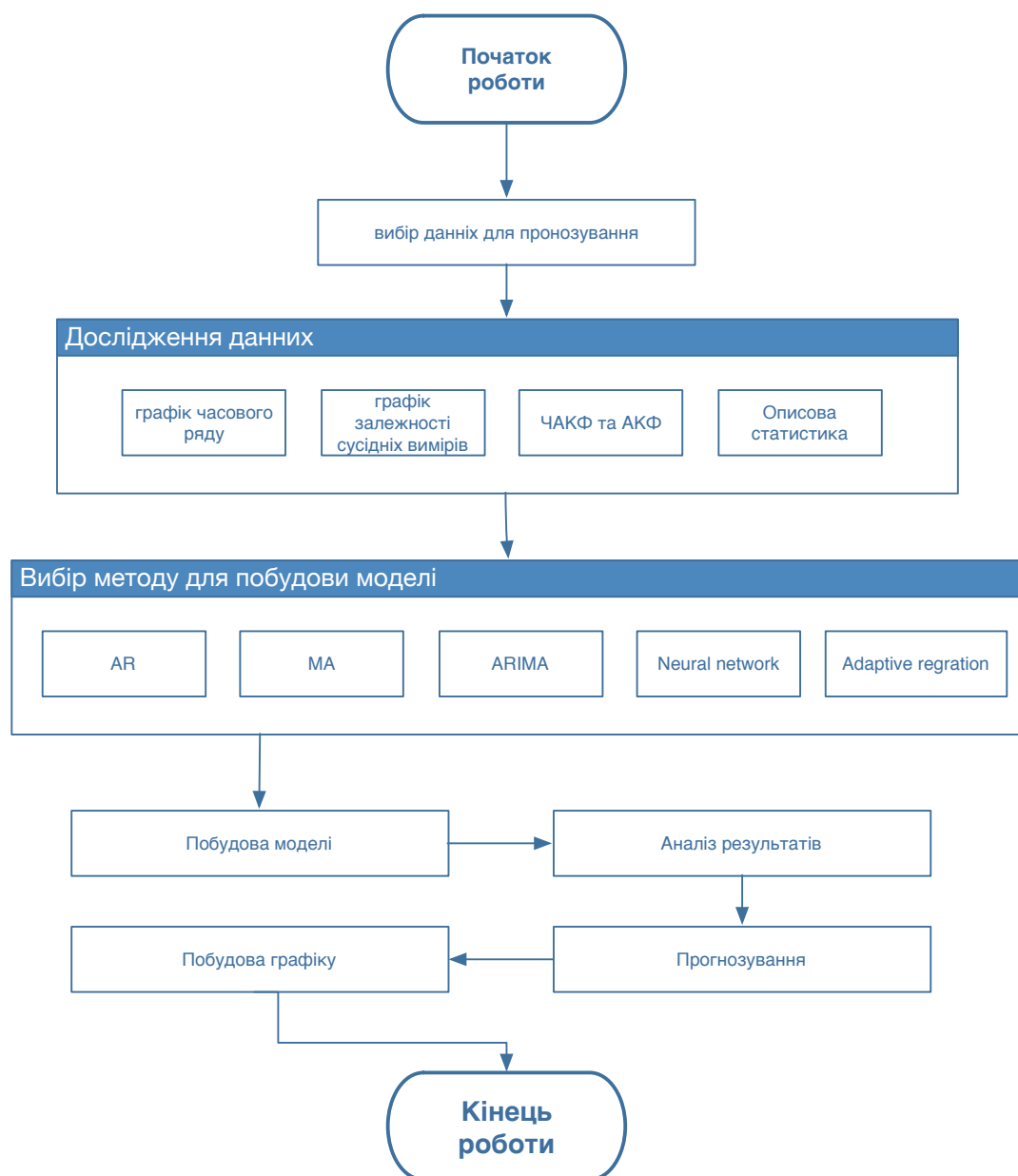


Рисунок. 3.1 – Схема роботи програми

3.2 Вибір інструментальної платформи

В ході виконання роботи розглянуто декілька платформ для реалізації програмної частини роботи: C++, C#, Borland, Matlab, Python, R. В кінцевому результаті перевагу було віддано на користь R.

R — мова програмування і програмне середовище для статистичних обчислень, аналізу та представлення даних в графічному вигляді.

3.3 Архітектура системи

Архітектура програмного продукту складається з двох основних підсистем

1. інтерфейс користувача, який дає змогу проводити діалог з системою, використовуючи різні програми вводу, формати та технології виводу;
2. підсистема, яка призначена для зберігання, керування, вибору, відображення та аналізу даних;

3.4 Інструкція по експлуатації

При першому запуску програми відкривається вікно зображене на рис 3.2. Все є 3 підготовленні вибірки даних для обробки та можна починати взаємодію с програмним інтерфейсом.

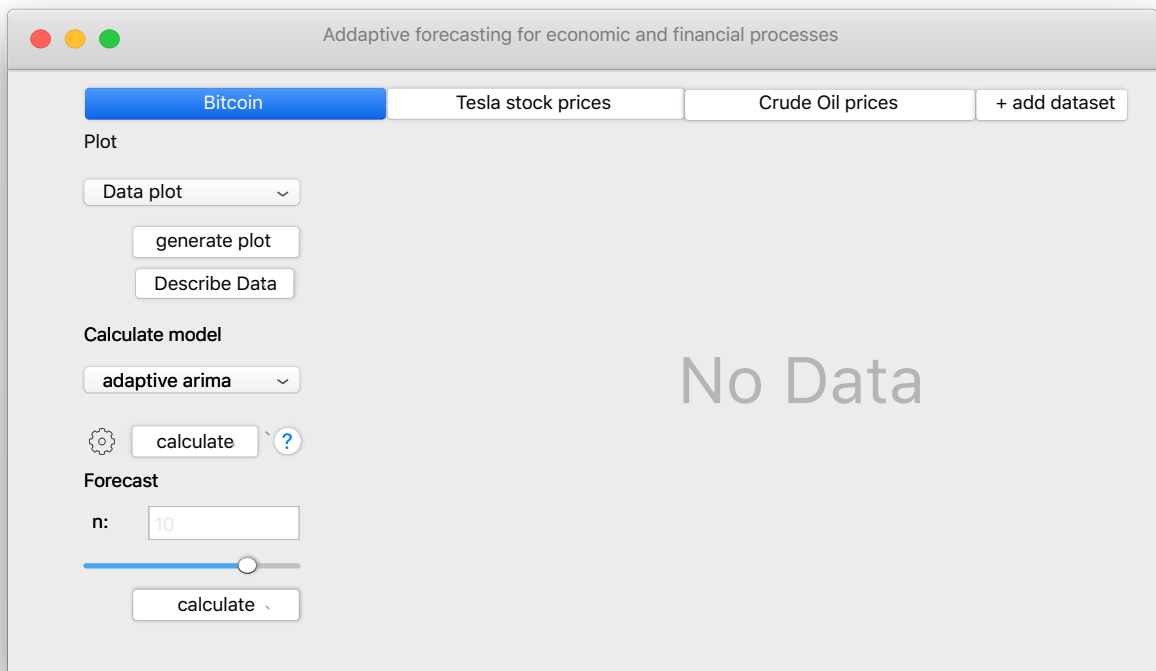


Рисунок. 3.2 – Початкове вікно програми

Інтерфейс створений з мінімальною кількістю елементів, це дозволяє виконавцю користуватися зручно та швидко досягати потрібних елементів програми.

У вікні знаходяться кнопки та поля, в яких користувач обирає необхідний йому метод прогнозування його параметри.

Крок 1. Обрати данні для подальшої роботи з ними. Можна обрати із існуючих даних которі обрані для подальших досліджень, а також можливо обрати данні з файлу натиснувши на кнопку «+ add dataset».

Крок 2. Для завантаження даних потрібно обрати файл в провіднику та натиснути на кнопку «Upload data», після чого з’явиться діалогове вікно де ви зможете вибрати вашу вибірку.

Крок 3. Відповідні дані відразу буде виведено (вкладка «custom data»);

Крок 4. Можна зобразити графік часового ряду. Для цього потрібно обрати “Data plot” в категорії “Plot”, після цього натиснути кнопку “Generate plot». На рис. 3.3 видно результат побудови графіку.

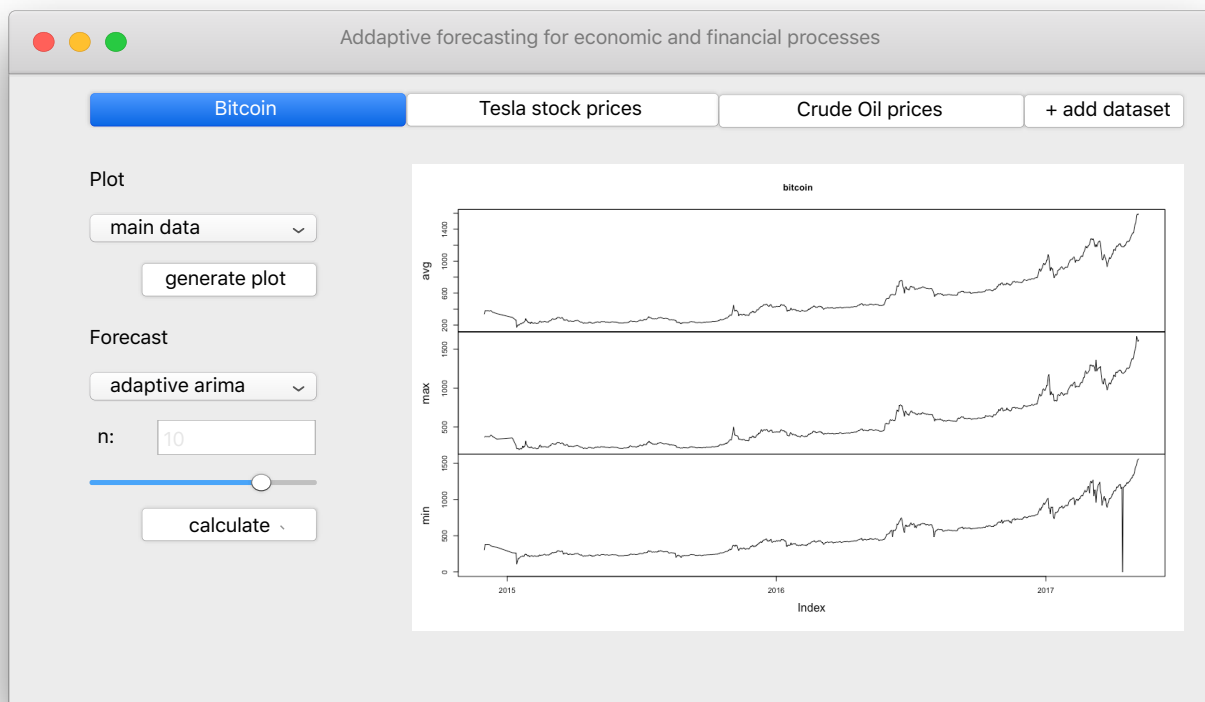


Рисунок 3.3 – Вікно програми за завантаженими даними

Крок 5. Можливо зобразити графік для перевірки даних на автокореляцію першого порядку. Для цього потрібно обрати «Autocorrelation test». На рис 3.4 зображено роботу програми під час виводу графіку.

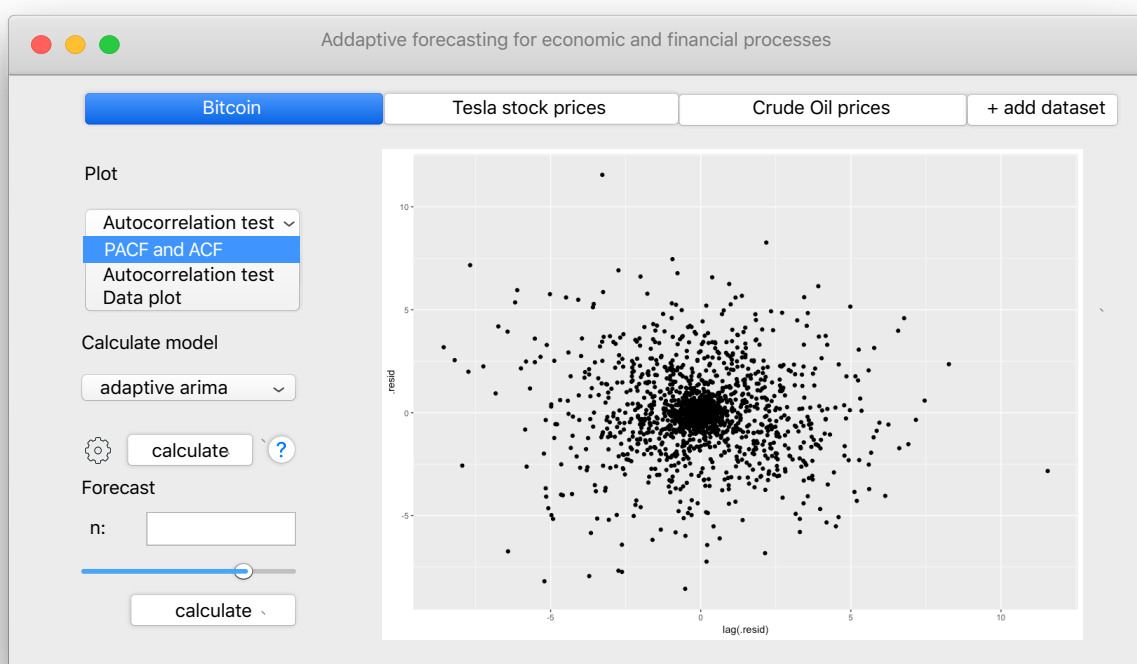


Рисунок 3.4 – Autocorrelation test

Дивлячись на цей графік ми можемо бачити що залишки рівномірно розподілені, а ці значить що немає автокореляції в цих даних.

Крок 6. У блоці «Calculate model» оберемо ці списку потрібний нам алготим та виконуємо побудову, оберемо потрібні налаштування та натискаємо кнопку “Calculate”. Також при розробці програмного продукту було реалізовано алгоритм адаптивної побудови моделі, которая не потребує налаштування. Для налаштування аргументів відповідної моделі потрібно натиснути на візуальну кнопку механізму. На рис 3.5 зображено вікно налаштувань ARMA моделі.

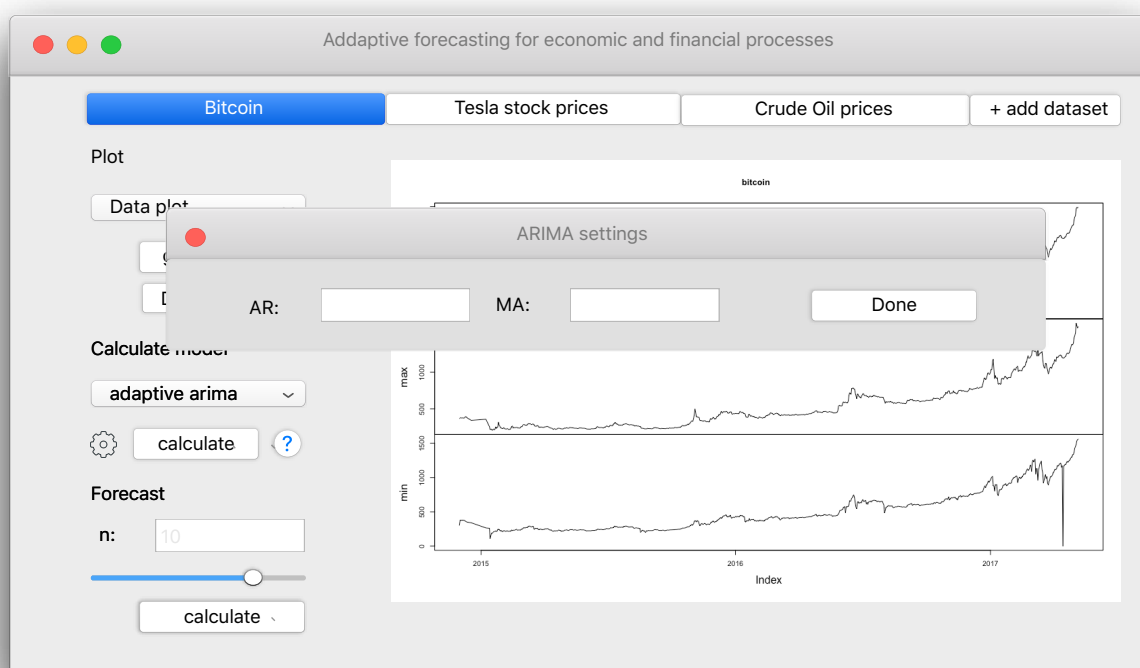


Рисунок 3.5 – Налаштування ARMA моделі

Крок 7. Коли побудована модель ми можемо виконати прогнозування фінансового процесу. Для цього потрібно обрати вікно прогнозування (по замовчуванню це 10). Після цього натискаємо кнопку “Calculate” и

отримаємо бажаний прогноз. На рис. 3.6 зображено результат роботи програми, прогноз вивівся на графік. Блакитним кольором зображені довірчі матеріали.

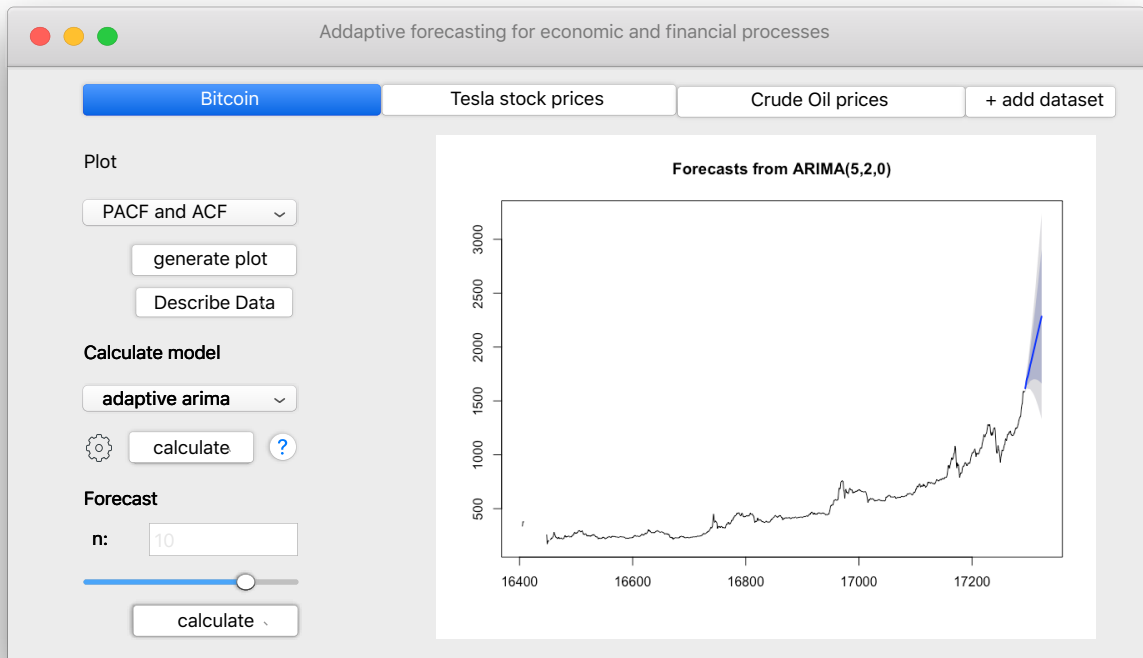


Рисунок 3.6 – Прогноз даних

3.5 Виконання обчислювальних експериментів

Для виконання магістерського проекту було обрано три набору статистичних даних фінансово-економічної природи для подальшого моделювання, прогнозування та оцінки адекватності моделі та прогнозу.

3.5.1 Пошук кращої моделі та прогнозу ціни на акції компанії Тесла

Самі данні являють собою масив щоденних вимірів фондового ринку. До складу даних входить:

Open – ціна акції на момент відкриття фондового ринку

High – найвища ціна, котру досягнула ціна акції у поточний день виміру

Low - найнижча ціна, котру досягнула ціна акції у поточний день виміру

Close - ціна акції на момент закриття фондового ринку

Adj.Close – скоригована ціна акції на момент закриття фондового ринку, враховує будь-які зміни копоратиних активів до моменту відкриття ринку

Відбувалось вимірювання даних з 26 червня 2010 року по 5 травня 2017 року. Всього набір містить 1726 вимірів. Графік цін можна побачити на рис 3.7.

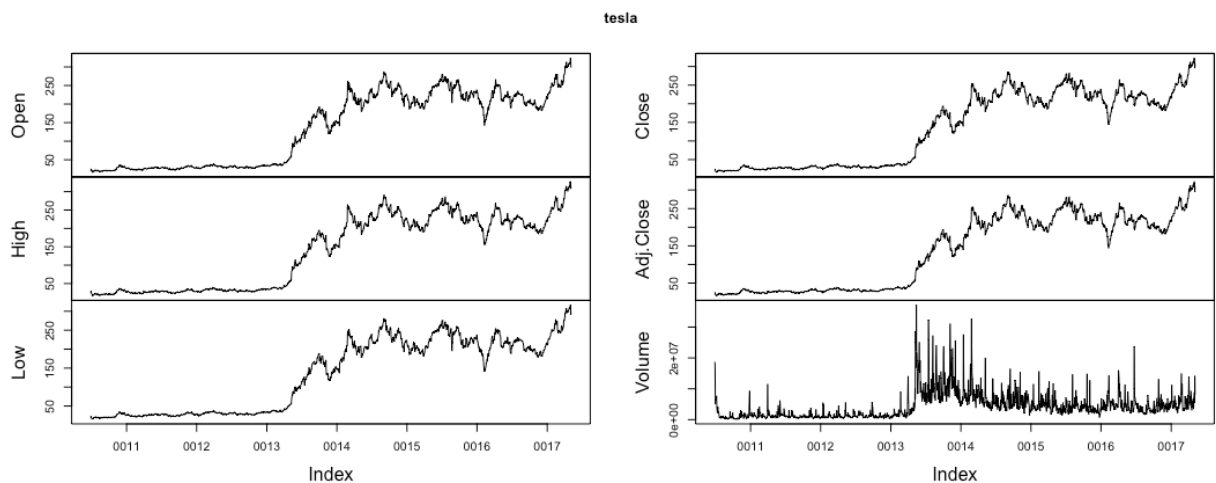


Рисунок 3.7 – Графік даних цін на акції Tesla

Наведемо приклад даних с цієї вибірки:

	Open	High	Low	Close	Adj.Close	Volume
0010-06-29	19.00	25.00	17.54	23.89	23.89	18766300
0010-06-30	25.79	30.42	23.30	23.83	23.83	17187100
0010-07-01	25.00	25.92	20.27	21.96	21.96	8218800
0010-07-02	23.00	23.10	18.71	19.20	19.20	5139800
0010-07-06	20.00	20.00	15.83	16.11	16.11	6866900
0010-07-07	16.40	16.63	14.98	15.80	15.80	6921700

Будемо прогнозувати ціну акції на момент закриття фондової біржі. Спробуємо для початку провести прогноз нашим адаптивним алгоритмом. В моделі використовуємо всю вибірку та перевіряємо модель на останніх 100 значеннях.

Для початку проаналізуємо часткову автокореляційну функцію та часткову автокореляційну функцію. На рис 3.9 зображено ACF та PACF.

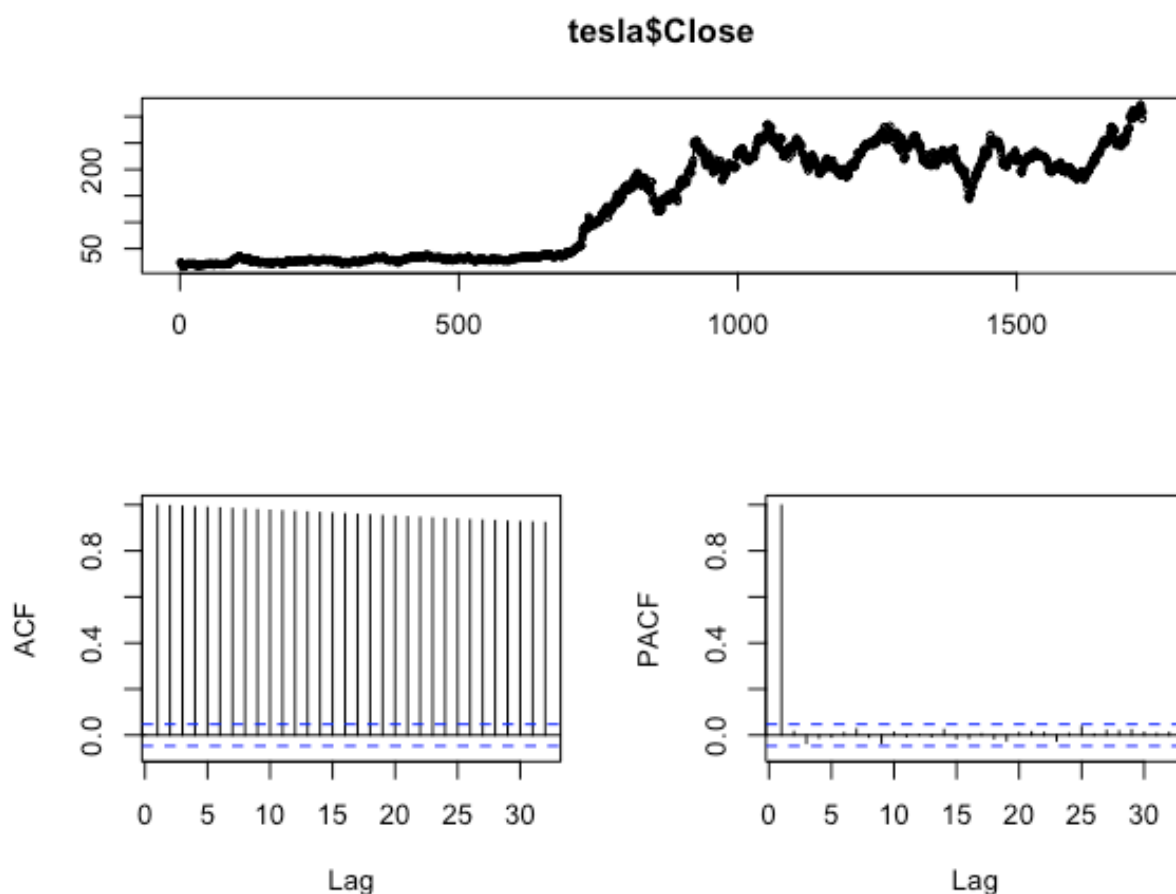


Рисунок 3.8 – ACF та PACF цін на акції Tesla

Бачимо що в PACF на достатньому рівні значимості є тільки перший лаг. Це означає що ми введемо його в модель. Також ACF повільно зменшується, це означає що процес можливо назвати стаціонарним та прогнозувати його через AR регресію.

Побудуємо модель AR(1) та подивимося на якість моделі. На рис. 3.9 зображені характеристики моделі AR(1).

ARIMA(1,0,0) with non-zero mean

Coefficients:

	ar1	mean
	0.8431798	301.0898794
s.e.	0.0990211	6.1527191

sigma^2 estimated as 32.19175: log likelihood=-91.75
AIC=189.5 AICc=190.2 BIC=194.41

Training set error measures:

	ME	RMSE	MAE	MPE	MAPE	MASE	ACF1
Training set	0.4640981475	6.551513777	5.320223046	0.1067362544	1.766671459	0.9780674245	-0.1410731204

Рисунок 3.9 – характеристики моделі AR(1)

Спробуємо ускладнити модель та введемо МА частину. Будуємо модель ARMA(1,1). На рис. 3.10 зображені характеристики моделі ARMA(1,1).

Series: tesla\$Close[1700:nrow(as.data.frame(tesla\$Close)),]
ARIMA(1,0,1) with non-zero mean

Coefficients:

	ar1	ma1	mean
	0.8711538	-0.0897844	300.5142385
s.e.	0.1176722	0.2607083	6.9453563

sigma^2 estimated as 33.31095: log likelihood=-91.69
AIC=191.38 AICc=192.59 BIC=197.93

Training set error measures:

	ME	RMSE	MAE	MPE	MAPE	MASE	ACF1
Training set	0.5245069858	6.571214209	5.299970219	0.1278484232	1.758996915	0.9743441539	-0.09928433651

Рисунок 3.10 – характеристики моделі ARMA(1,1)

Бачимо що це призвело до погіршення якості оцінки моделі. Наступним кроком візьмемо першу різницю. Результатом буде модель ARIMA(1,1,0), характеристика цієї моделі зображена на рис. 3.11.

ARIMA(1,1,0)

Coefficients:

	ar1
	-0.1588360
s.e.	0.1972391

sigma^2 estimated as 32.1698: log likelihood=-88.68
AIC=181.37 AICc=181.72 BIC=184.59

Training set error measures:

	ME	RMSE	MAE	MPE	MAPE	MASE	ACF1
Training set	0.5558944645	6.549280318	5.088276811	0.167699124	1.672725997	0.9354265326	-0.06373156516

Рисунок 3.11 – характеристики моделі ARIMA(1,1,0)

Бачимо що результати оцінки моделі, а саме інформаційний критерій Акайке зменшився с 189.5 до 181.37. Спробуємо застосовати адаптивний алгоритм для бідбору моделі за власним інформаційним критерієм. Після роботи адативного алгоритму була обрана найкраща модель мінімізації ІК. Результат цієї моделі зображено на слайді 3.12

```
Series: tesla$Close[1700:nrow(as.data.frame(tesla$Close)), ]  
ARIMA(0,1,0)  
  
sigma^2 estimated as 30.99343: log likelihood=-89.01  
AIC=180.02 AICc=180.13 BIC=181.63  
  
Training set error measures:  
              ME      RMSE      MAE      MPE      MAPE      MASE      ACF1  
Training set 0.5588466824 6.517091194 5.170699349 0.1697271565 1.69967823 0.950579055 -0.1684003444
```

Рисунок 3.12 – характеристики моделі Adaptive method

Побудуємо графік прогнозу та порівняємо його с оригіналом. Оберемо останні 150 вимірювань. На рис 3.13 графік моделі зображений червоним кольором.

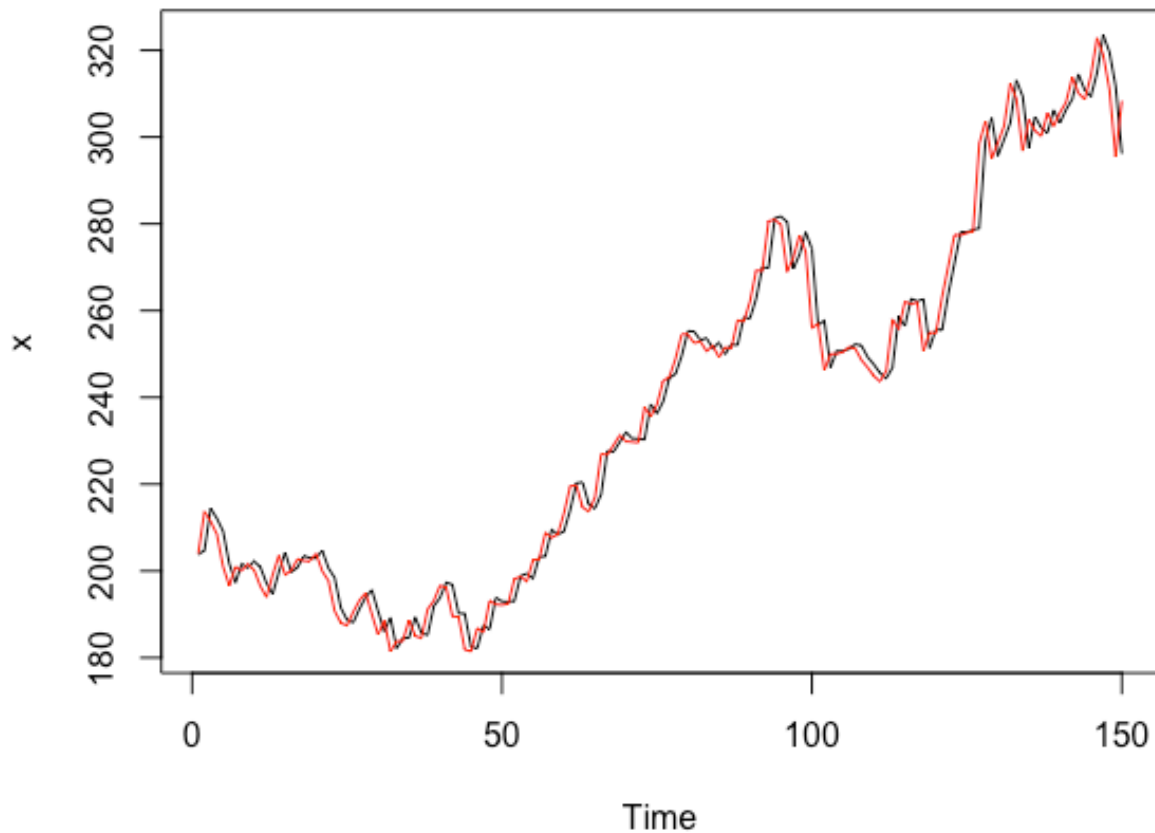


Рисунок 3.13 – Змодельований ряд на останніх 150 вимірах

Оберемо інший метод побудови моделі, а саме нейронну мережу з зворотнім поширенням помилки. Для налаштування алгоритму поділимо данні на тестові та тренувальну вибірку у пропорції 75%/25%. Використаємо 3 прихованих шари для нейронної мережі. Схема нейронної мережі зображена на рис 3.14

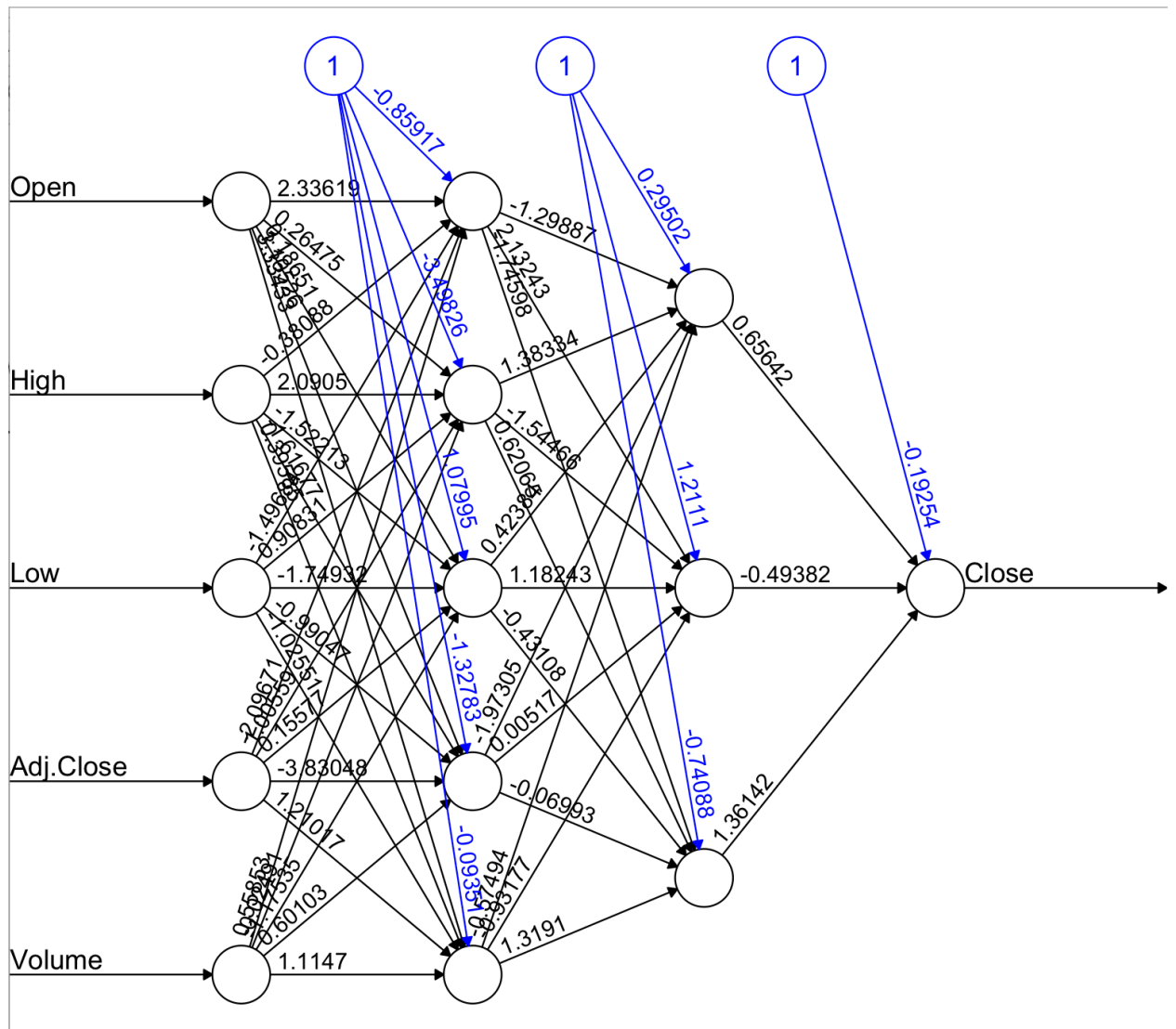


Рисунок 3.14 – Схема нейронної мережі для прогнозування

Алгоритм виконав роботу за 1246 кроків, помилка становить 0.008. Додамо ще один проміжний слой до нейронної мережі та виконаємо навчання.

Зробимо висновки та приведемо всі данні до порівняльної таблиці 3.1. Порівняльні критерії: коефіцієнт детермінації, критерій Акайке(AIC), Сердня похибка (ME), Середня квадратична похибка (RMSE), Коефіцієнт Тейла, власний інтегральний критерій якості моделі

Таблиця 3.1 – Результати якості моделі та прогнозу цін на акції компанії Тесла

Тип моделі	R^2	AIC	ME	RMSE	U	IK
AR(1)	0.9643	2493.86	0.01893	5.3977	0.0119	0.0475
AR(3)	0.9659	2495.81	0.0282	5.3840	0.0118	0.0458
AR(7)	0.9667	2499.3	0.0312	5.3533	0.01180	0.04504
MA(1)	0.2430	3450.5	0.01958	17.8992	0.0396	0.796
MA(5)	0.7473	2771.22	0.0254	7.5643	0.0166	0.2693
Random Walk	0.9837	2481.44	0.1561	5.4025	0.0119	0.0282
ARIMA(1,1,1)	0.9923	2484.07	0.1300	5.3932	0.0118	0.0194
Adaptive algorithm ARIMA(1,2,4)	0.999	2487.28	0.4379	5.3950	0.0119	0.0161

Можна зробити висновок що адаптивний алгоритм досить добре показує себе на цих даних, оцінки його кращі ніж в інших розглянутих моделях.

3.5.2 Пошук кращої моделі та прогнозу ціни на криптовалюту Bitcoin

Bitcoin — електронна валюта, концепт якої був озвучений 2008 року Сатосі Накамото, і представлений ним 2009 року, базується на самоопублікованому документі Сатосі Накамото^[2]. Повна капіталізація ринку біткойнів наразі становить 7,865,298,695 USD (5,742,527,794 EUR)^[3]. Середня

ціна одного біткойна на 6 серпня 2016 року — 13755 [€](#) або 573.94 \$[\[4\]](#).

Bitcoin не має централізованого управління та емітентів. Транзакції із цифровим підписом між двома вузлами передаються до всіх вузлів peer-to-peer мережі, а самі дані про переміщення коштів зберігаються у розподіленій базі даних. Для запобігання можливості трати чужих грошей або використання своїх коштів двічі використовуються криптографічні методи.

Самі данні являють собою масив щоденних вимірів ціни на один біткойн. До складу даних входить:

- Avg – середня ціна поточного дня
- Min – найнижча ціна поточного дня
- Max – найвижча ціна поточного дня

Відбувалось вимірювання даних з 1 грудня 2014 року по 7 травня 2017 року. Всього набір містить 855 вимірів. Наведемо графік вибірки на рис. 3.15.

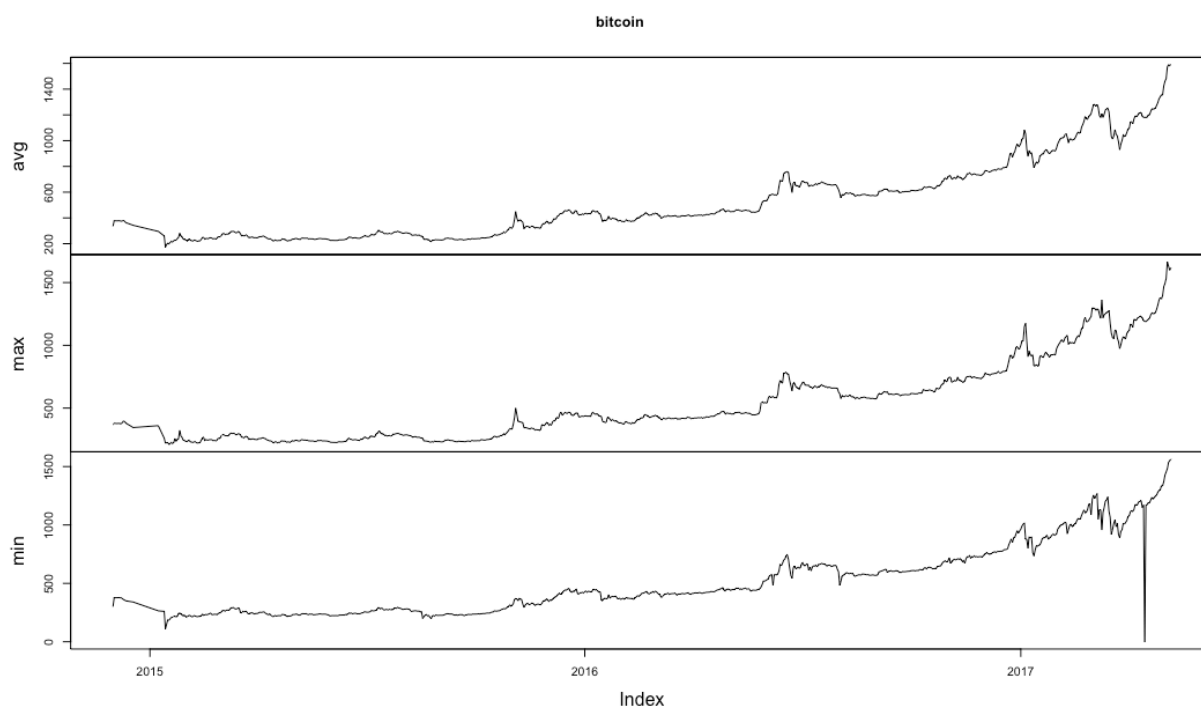


Рисунок 3.14 – Графік ціни на криптовалюту Bitcoin

Наступним кроком побудуємо графік ACF та PACF для візуального аналізу даних та припущень стосовно розробки моделей. Графіки зображено на рис. 3.15

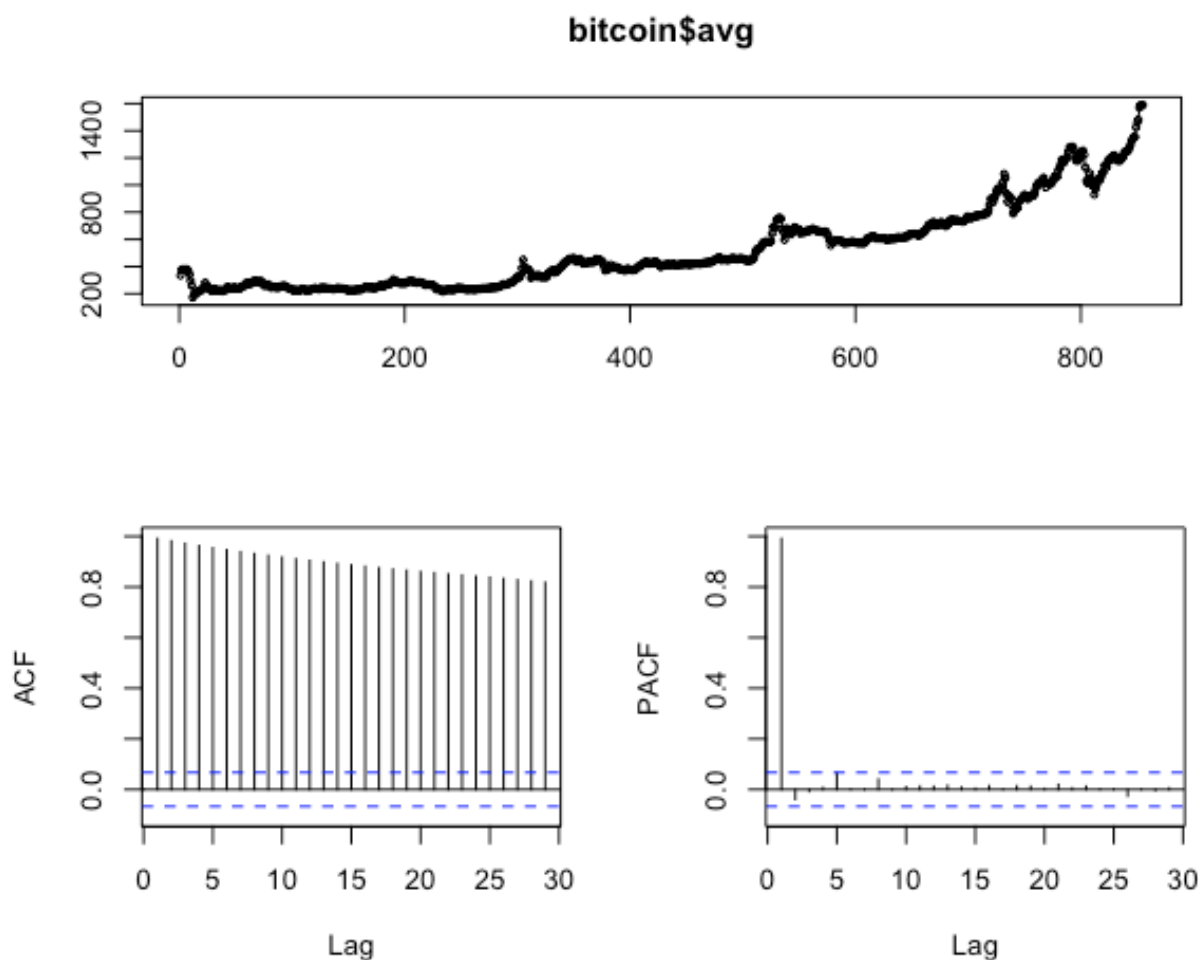


Рисунок 3.15 – Графік ACF та PACF

Проаналізуємо залежність залишків. Для цього побудуємо графік залежності залишку від залишку з лагом. Якщо точки будуть рівномірно розподілені відносно центра графіку, тоді можна зробити висновок що автокореляція відсутня. Таку картину ми спостерігали на вибірці Tesla. Результат побудови можемо бачити на рис. 3.16.

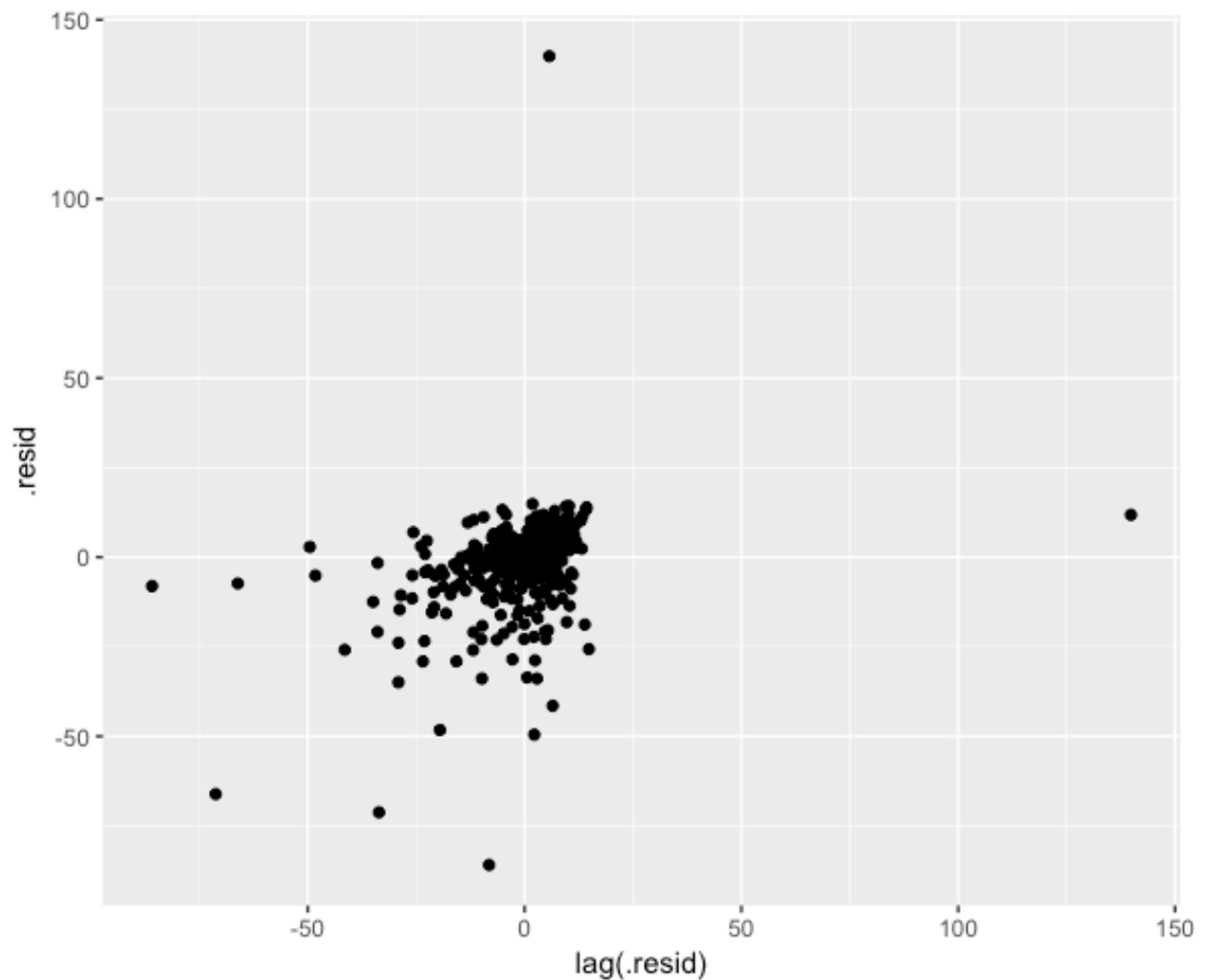


Рисунок 3.16 – Autocorrelation test

З цього графіку видно що існує залежність, це буде враховано при побудові моделі.

Побудуємо модель AR(1) для нашого часового ряду та подивимося на результати оцінок на рис 3.17

Series: d
ARIMA(1,0,0) with non-zero mean

Coefficients:

	ar1	mean
	0.9997513	542.0670747
s.e.	0.0005808	1112.7245509

sigma^2 estimated as 254.7734: log likelihood=-3584.5
AIC=7175.01 AICc=7175.04 BIC=7189.26

Training set error measures:

	ME	RMSE	MAE	MPE	MAPE	MASE	ACF1
Training set	1.458360684	15.94294184	8.699099033	0.1249695338	1.677145451	1.000090472	0.2874976001

Рисунок 3.17 – характеристики моделі AR(1)

Побудуємо модель МА(3) часового ряду та порівняємо оцінки з вже існуючою моделлю. Оцінку моделі можна бачити на рис. 3.18

```
Series: d
ARIMA(0,0,3) with non-zero mean

Coefficients:
          ma1          ma2          ma3          mean
      2.1610542  1.9769029  0.7500743  525.1513920
s.e.  0.0257253  0.0294939  0.0191885  11.9531537

sigma^2 estimated as 3551.95:  log likelihood=-4709.09
AIC=9428.18  AICc=9428.25  BIC=9451.94

Training set error measures:
              ME          RMSE          MAE          MPE          MAPE          MASE          ACF1
Training set 0.07186725297  59.45866233  45.33806266  -5.607633115  10.67161294  5.212282824  0.5638803839
```

Рисунок 3.18 – характеристики моделі МА(3)

Зобразимо на графіку (рис 3.19) оригінальний ряд та створену модель.

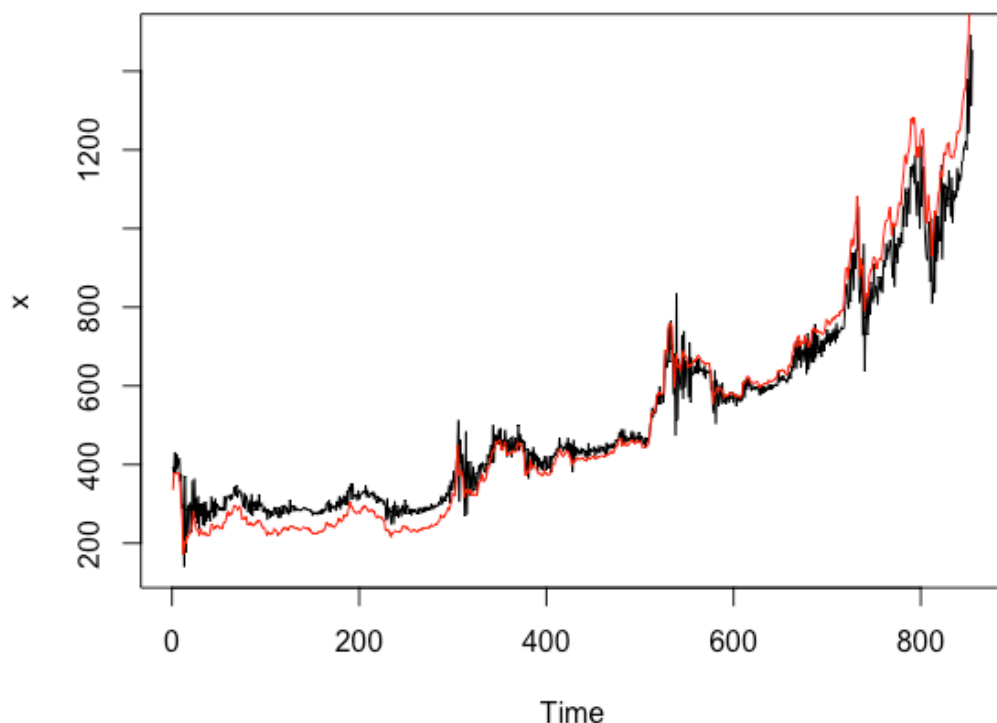
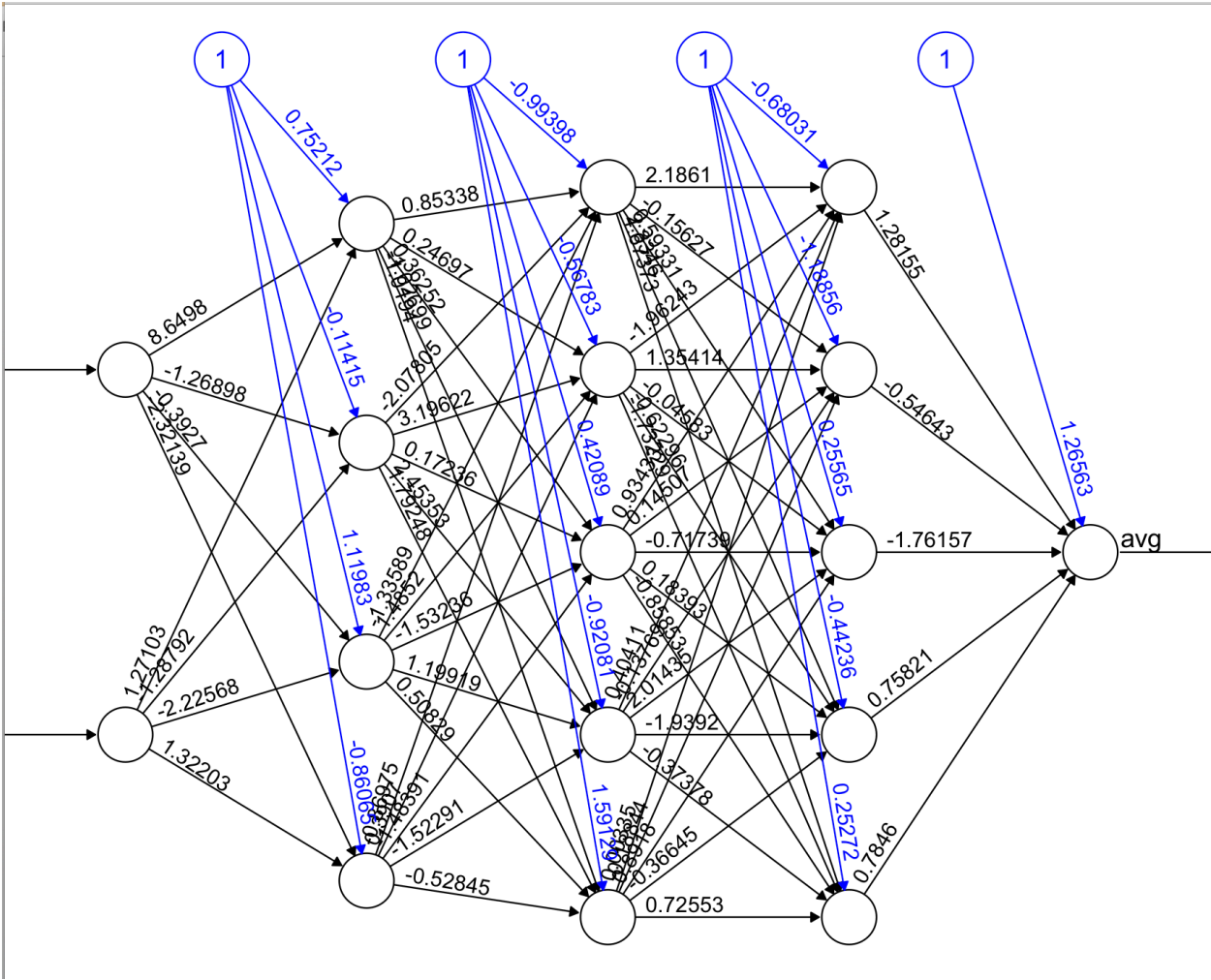


Рисунок 3.19 – Змодельований ряд МА(3)

Використаємо нейронну мережу для побудови моделі на тих самих даних та короткострокове прогнозування.



Проведемо порівняльний аналіз методів регресійного аналізу. Данні зображені на таблиці 3.2

Таблиця 3.2 – Результати якості моделі та прогнозу цін на акції компанії Тесла

Тип моделі	R^2	AIC	ME	RMSE	U	IK
AR(1)	0.9524	1451.99	5.0025	29.5016	0.01367	0.06125
AR(3)	0.9669	1432.24	3.5137	27.2390	0.01261	0.0457
AR(7)	0.9761	1430.27	2.0768	26.3345	0.01218	0.03599
MA(1)	0.2556	1808.67	0.5338	97.2660	0.0452	0.7895
MA(5)	0.7849	1527.38	0.7917	36.9994	0.01714	0.2321
Random Walk	0.9623	1433.49	5.4750	29.4117	0.01363	0.05132
ARIMA(1,1,1)	0.9812	1411.91	3.9359	26.9711	0.01249	0.03120
Adaptive algorithm ARIMA(1,1,2)	0.9831	1409.12	0.0020	26.7219	0.01235	0.02921

Висновки до розділу

Розроблено алгоритм реалізації методики моделювання та прогнозування за регресійними моделями. Алгоритм запрограмовано на платформі R.

Створена програма в рамках даної магістерської роботи призначена для моделювання та прогнозування фінансово-економічних процесів (тобто довільної природи) на основі емпіричної вибірки даних. Дана програма в своїй основі може використовувати три моделі прогнозування: АР, АРКС, АРІКС, що ґрунтується на використанні статистичних характеристик процесу для оцінювання структури моделі і МНК – для оцінювання параметрів.

Запропонована програма задовольняє основним характеристикам програмного моделювання: використовує дані і моделі, призначена для надання допомоги суб'єкту прийняття рішення. Мета створеної системи – проілюструвати роботу методів прогнозування, застосування їх на реальних даних, отримання відповідного прогнозу та порівняння результатів.

Відмінною особливістю програми є те, що вона наочно показує дію методів авторегресії та ЕЗ і відображає всі необхідні для аналізу якості моделі та прогнозу дані. Перевагою є компактність коду і розміру програми завдяки використанню однієї платформи і оперативність у зв'язку з відсутністю необхідності перезавантажувати дані в спеціалізовану систему. З недоліків можна відзначити звуження кола питань, що вирішуються за допомогою системи.

РОЗДІЛ 4. Розробка стартап-проекту

4.1 Вступ

Стартап як форма малого ризикового (венчурного) підприємництва впродовж останнього десятиліття набула широкого розповсюдження у світі через зниження бар'єрів входу в ринок (із появою Інтернету як інструменту комунікацій та збуту стало простіше знаходити споживачів та інвесторів, займатись пошуком ресурсів, перетинати кордони між ринками різних країн), і вважається однією із наріжних складових інноваційної економіки, оскільки за рахунок мобільності, гнучкості та великої кількості стартап-проектів загальна маса інноваційних ідей зростає.

Проте створення та ринкове впровадження стартап-проектів відзначається підвищеною мірою ризику, ринково успішними стає лише невелика частка, що за різними оцінками складає від 10% до 20%. Ідея стартап-проекту, взята окремо, не вартує майже нічого: головним завданням керівника проекту на початковому етапі його існування є перетворення ідеї проекту у працюючу бізнес-модель, що починається із формування концепції товару (послуги) для визначеної клієнтської групи за наявних ринкових умов.

Розроблення та виведення стартап-проекту на ринок передбачає здійснення низки кроків, в межах яких визначають ринкові перспективи проекту, графік та принципи організації виробництва, фінансовий аналіз та аналіз ризиків і заходи з просування пропозиції для інвесторів. Узагальнено етапи розроблення стартап-проекту можна подати таким чином.

Етапи розроблення стартап-проекту

1. Маркетинговий аналіз стартап-проекту. В межах цього етапу:

- розробляється опис самої ідеї проекту та визначаються загальні напрями використання потенційного товару чи послуги, а також їх відмінність від конкурентів;
- аналізуються ринкові можливості щодо його реалізації;

- на базі аналізу ринкового середовища розробляється стратегія ринкового впровадження потенційного товару в межах проекту.

2. Організація стартап-проекту. В межах цього етапу:

- складається календарний план-графік реалізації стартап-проекту;
- розраховується потреба в основних засобах та нематеріальних активах;

- визначається плановий обсяг виробництва потенційного товару, на основі чого формується потреба у матеріальних ресурсах та персоналі.

- Розраховуються загальні початкові витрати на запуск проекту та планові загальногосподарські витрати, необхідні для реалізації проекту.

3. Фінансово-економічний аналіз та оцінка ризиків проекту

В межах цього етапу:

- визначається обсяг інвестиційних витрат;
- розраховуються основні фінансово-економічні показники проекту (обсяг виробництва продукції, собівартість виробництва, ціна реалізації, податкове навантаження та чистий прибуток) та визначаються показники інвестиційної привабливості проекту (запас фінансової міцності, рентабельність продажів та інвестицій, період окупності проекту);

- визначається рівень ризикованості проекту, визначаються основні ризики проекту та шляхи їх запобігання (реагування на ризики).

4. Заходи з комерціалізації проекту

Цей етап спрямовано на пошук інвесторів та просування інвестиційної пропозиції (оферти). Він передбачає:

- визначення цільової групи інвесторів та опису їх ділових інтересів;

- складання інвест-пропозиції (оферти): стислої характеристики проекту для попереднього ознайомлення інвестора із проектом;

- планування заходів з просування оферти: визначення комунікаційних каналів та площадок та планування системи заходів з просування в межах обраних каналів;

- планування ресурсів для реалізації заходів з просування оферти.

4.1 Опис ідеї проекту

В межах підпункту було проаналізовано і подано у вигляді таблиць:

- зміст ідеї (що пропонується);
- можливі напрямки застосування;
- основні вигоди, що може отримати користувач товару (за кожним напрямом застосування);
- чим відрізняється від існуючих аналогів та замінників.

Перші три пункти подані у вигляді таблиці (таблиця 4.1) і дають цілісне уявлення про зміст ідеї та можливі базові потенційні ринки, в межах яких потрібно шукати групи потенційних клієнтів.

Таблиця 4.1 – Опис ідеї стартап-проекту

Зміст ідеї	Напрями застосування	Вигоди для користувача
Розробка системи, яка дозволяє виконувати аналіз кредитоспроможності позичальників банку.	Аналіз фінансового стану і рівня забезпеченості позичальника.	Дозволяє зменшити ризик при наданні кредиту фізичним особам.
	Виділення корисної інформації серед великих масивних даних про позичальника.	Дозволяє будувати скорингову модель на основі значущих змінних

Продовження таблиці 4.1

	Виявлення можливості неповернення коштів позичальником	Дозволяє знаходити (попереджати) проблеми, усувати їх на ранніх етапах, коли ціна помилки, не сильно велика. Допомагає скоригувати стратегію просування продукту на ринок.
	Автоматизація систем моніторингу (відстеження змін у динаміці).	Дає змогу зрозуміти тренди у просуванні свого продукту, торгової марки, компанії і т.д.
	Імплементування у комплекси автоматичного (напіваавтоматичного) складання товарного портфеля.	Дає змогу продуктовим компаніям коригувати власний портфель продктів (наприклад і-нет магазин) шляхом сканування власних даних і даних конкурентів.

Аналіз потенційних техніко-економічних переваг ідеї (чим відрізняється від існуючих аналогів та замінників) порівняно із пропозиціями конкурентів передбачає:

- визначення переліку техніко-економічних властивостей та характеристик ідеї;
- визначення попереднього кола конкурентів (проектів-конкурентів) або товарів-замінників чи товарів-аналогів, що вже існують на ринку, та проведення збір інформації щодо значень техніко економічних показників для ідеї власного проекту та проектів конкурентів відповідно до визначеного вище переліку;

- проведення порівняльного аналізу показників: для власної ідеї визначені показники, що мають;
- гірші значення (W, слабкі);
- аналогічні (N, нейтральні) значення;
- кращі значення (S, сильні) (таблиця 4.2).

Таблиця 4.2 – Визначення сильних, слабких та нейтральних характеристик ідеї проекту

№	Технікоеконімічні характеристики ідеї	(потенційні) товари/концепції конкурентів				W (слабка сторона)	N (нейтральна сторона) S	S (сильна сторона)
		Мій проект	Кон-нт 1	Кон-нт 2	Кон-нт 3			
1	Форма виконання	Програма	Веб додаток	Веб додаток	Програма			+
2	Собівартість	Низька	Середня	Низька	Висока	+		
3	Наявність адміністратора	Не треба, дистанційно	Треба	Треба	Треба	+		
4	Наявність інтернету	Не треба	Необхідно	Необхідно	Не треба		+	
5	Кросплатформенність	Так	Так	Так	Ні		+	
6	Складність використання/автономність	Так	Ні	Так	Ні			+

Визначений перелік слабких, сильних та нейтральних характеристик та властивостей ідеї потенційного товару є підґрунтям для формування його конкурентоспроможності.

4.2 Технологічний аудит ідеї проекту

В межах даного підрозділу проведено аудит технології, за допомогою якої реалізовано ідею проекту.

Визначення технологічної здійсненності ідеї проекту передбачає аналіз таких складових (таблиця 4.3):

- за якою технологією буде виготовлено товар згідно ідеї проекту?
- чи існують такі технології, чи їх потрібно розробити/додати?
- чи доступні такі технології авторам проекту?

Таблиця 4.3. – Технологічна здійсненність ідеї проекту

№	Ідея проекту	Технології і реалізації	Наявність технологій	Доступність технологій
1	Створення програмного забезпечення	Intellij Idea	Наявна	Безкоштовна, доступна
		Java API	Наявна	Безкоштовна, доступна
		Java FX	Наявна	Безкоштовна, доступна
		Scene Builder	Наявна	Безкоштовна, доступна
Обрана технологія реалізації ідеї проекту: для створення додатку обрана технологія, яка є безкоштовною та якою володіють розробники.				

4.3 Аналіз ринкових можливостей запуску стартап-проекту

Визначення ринкових можливостей, які можна використати під час ринкового впровадження проекту, та ринкових загроз, які можуть перешкодити реалізації проекту, дозволяє спланувати напрями розвитку проекту із урахуванням стану ринкового середовища, потреб потенційних клієнтів та пропозицій проектів-конкурентів. Спочатку проводиться аналіз попиту: наявність попиту, обсяг, динаміка розвитку ринку (таблиця 4.4).

Таблиця 4.4 – Попередня характеристика потенційного ринку стартап-проекту

№	Показники стану ринку (найменування)	Характеристика
1	Кількість головних гравців, од	4
2	Загальний обсяг продаж, грн/ум.од	5000 грн./ум.од
3	Динаміка ринку (якісна оцінка)	Зростає
4	Наявність обмежень для входу (вказати характер обмежень)	Немає
5	Специфічні вимоги до стандартизації та сертифікації	Немає
6	Середня норма рентабельності в галузі (або по ринку), %	$R = (3000000 * 100) / (1000000 * 12) = 25\%$

Середня норма рентабельності в галузі (або по ринку) порівнюється із банківським відсотком на вкладення. За умови, що останній є вищим, можливо, має сенс вкласти кошти в інший проект. За результатами аналізу таблиці зроблено висновок щодо того, чи є ринок привабливим для входження за попереднім оцінюванням. Так, є. Надалі визначаються потенційні групи клієнтів, їх характеристики, та формується орієнтовний перелік вимог до товару для кожної групи (таблиця 4.5).

Таблиця 4.5. –Характеристика потенційних клієнтів стартап-проекту

№	Потреба, що формує ринок	Цільова аудиторія (цільові сегменти ринку)	Відмінності у поведінці різних потенційних цільових груп клієнтів	Вимоги споживачів до товару
1	Необхідне програмне забезпечення, яке здатне робити аналіз тональності тексту на українській мові.	Потенційним і цільовими групами є великі компанії, організації, які просувають власні торгові марки, компанії, які прагнуть автоматизувати процеси моніторингу у своїй діяльності.	Цільова аудиторія має достатньо великі масиви текстових даних (відгуки наприклад) аналіз яких, у ручному режимі не доцільний і економічно не виправданий.	Рішення має бути швидким, зрозумілим у використанні (інтуїтивно зрозумілим), не бути сильно дорогим, без нагромадження зайвого функціоналу. Використання даного продукту вивільнить час на більш важливі і складні задачі.

Після визначення потенційних груп клієнтів проведено аналіз ринкового середовища: складено таблиці факторів, що сприяють ринковому впровадженню проекту, та факторів, що йому перешкоджають (таблиці 4.6-4.7). Фактори в таблиці подані в порядку зменшення значущості.

Таблиця 4.6. – Фактори загроз

№	Фактор	Зміст загрози	Можлива реакція компанії
1	Конкуренція	Вихід на ринок великої компанії	1) Вихід з ринку 2) Запропонувати великій компанії поглинути себе 3) Передбачити додаткові переваги власного ПЗ для того, щоб повідомити про них саме після виходу міжнародної компанії на ринок.
2	Зміна потреб користувачів	Користувачам необхідне програмне забезпечення з іншим функціоналом (наприклад, текстові повідомлення будуть замінені голосовими)	Передбачити можливість додавання нового функціоналу до створеного ПЗ.

Таблиця 4.7 – Фактори можливостей

№	Фактор	Зміст можливості	Можлива реакція компанії
1	Зростання можливостей потенційних покупців.	Ріст зацікавленості до продукту серед інших груп користувачів з різним рівнем технічної грамотності.	Додати підказки, інструкції та демонстрації роботи системи.
2	Зниження довіри до конкурента 3.	У ПЗ конкурента №3 нещодавно була знайдена помилка, завдяки чому вдалося отримати контроль над системою третьої особі.	При виході на ринок звертати увагу покупців на безпеку нашого ПЗ.

У таблиці 4.8 наведено ступеневий аналіз конкуренції на ринку.

Таблиця 4.8 – Ступеневий аналіз конкуренції на ринку

Особливості конкурентного середовища	В чому проявляється дана характеристика	Вплив на діяльність підприємства (можливі дії компанії, щоб бути конкурентоспроможною)
1. Вказати тип конкуренції - досконала	Існує 3 фірми конкурента на ринку	Врахувати ціни конкурентних компаній на початкових етапах, вказати на конкретні переваги перед конкурентами
2. За галузевою ознакою - внутрішньогалузева	Конкуренти мають ПЗ, яке використовується лише всередині даної галузі	Створити основу інфраструктури таким чином, щоб можна було легко переробити дану інфраструктуру для використання у інших галузях

3. Конкуренція за видами товарів: - товарно-видова	Види товарів є однаковими, а саме – послуга створення	Створити інфраструктуру, враховуючи недоліки конкурентів
4. За характером конкурентних переваг - нецінова	Вдосконалення технології створення ПЗ, щоб собівартість була нижчою	Використання менш дорогих технологій для розробки, ніж використовують конкуренти

У таблиці 4.9 наведено аналіз конкуренції в галузі за М. Портером.

Таблиця 4.9. Аналіз конкуренції в галузі за М. Портером

Складові аналізу	Прямі конкуренти в галузі	Потенційні конкуренти	Постачальники	Клієнти	Товаризамінники
	Навести перелік прямих конкурентів	Визначити бар'єри входження в ринок	Визначити фактори сили постачальників	Визначити фактори сили споживачів	Фактори загроз з боку заміників
Висновки:	Існує 3 конкуренти на ринку. Найбільш схожим за виконанням є конкурент 3 - його рішення представлене у вигляді ПЗ.	Так, можливість для входу на ринок є, бо наше рішення покращує та пришвидшує роботу спеціаліста. Постачаль	Постачальники відсутні.	Важливим для користування є кросплатформеність ПЗ та якість його роботи.	Товари-замінники можуть використати більш дешеву технологію створення ПЗ та зменшити собівартість товару.

За результатами аналізу таблиці зроблено висновок щодо принципової можливості роботи на ринку з огляду на конкурентну ситуацію. Також зроблено висновок щодо характеристик (сильних сторін), які повинен мати проект, щоб бути конкурентоспроможним на ринку. Другий висновок враховується при формулюванні переліку факторів конкурентоспроможності у п. 3.6.

На основі аналізу конкуренції, проведеного в п. 3.5 (таблиця 4.9), а також із урахуванням характеристик ідеї проекту (таблиця 4.2), вимог споживачів до товару (таблиця 4.5) та факторів маркетингового середовища

(таблиці 4.6-4.7) визначено та обґрунтовано перелік факторів конкурентоспроможності. Аналіз оформляється за таблицею 4.10.

Таблиця 4.10. Обґрунтування факторів конкурентоспроможності

№	Фактор конкурентоспроможності	Обґрунтування (наведення чинників, що роблять фактор для порівняння конкурентних проектів значущим)
1	Виконання програмного забезпечення у кросплатформенному вигляді	Можливість використання програмного забезпечення на будь-якій платформі.
2	Ціна	Дане програмне рішення має невисоку ціну

За визначеними факторами конкурентоспроможності (таблиця 4.10) проведено аналіз сильних та слабких сторін стартап-проекту (таблиця 4.11).

Таблиця 4.11 – Порівняльний аналіз сильних та слабких сторін

№	Фактор конкурентоспроможності	Бали 1-20	Рейтинг товарів-конкурентів у порівнянні						
			-3	-2	-1	0	1	2	3
1	Виконання програмного забезпечення у кросплатформенному вигляді	17			+				
2	Ціна	20		+					

Фінальним етапом ринкового аналізу можливостей впровадження проекту є складання SWOT-аналізу (матриці аналізу сильних (Strength) та слабких (Weak) сторін, загроз (Troubles) та можливостей (Opportunities) (таблиця 4.12) на основі виділених ринкових загроз та можливостей, та сильних і слабких сторін (таблиця 4.11).

Перелік ринкових загроз та ринкових можливостей було складено на основі аналізу факторів загроз та факторів можливостей маркетингового середовища. Ринкові загрози та ринкові можливості є наслідками (прогнозованими результатами) впливу факторів, і, на відміну від них, ще не є реалізованими на ринку та мають певну ймовірність здійснення. Наприклад: зниження доходів потенційних споживачів – фактор загрози, на основі якого можна зробити прогноз щодо посилення значущості цінового фактору при виборі товару та відповідно, – цінової конкуренції (а це вже – ринкова загроза).

Таблиця 4.12 – SWOT- аналіз стартап-проекту

Сильні сторони: ціна, кросплатформеність	Слабкі сторони: у деяких випадках можуть стомлюватися руки
Можливості: більш широке розповсюдження технологій з підтримкою віртуальної реальності, поява нових технологій моніторингу навколишнього середовища.	Загрози: видавлювання з ринку конкурентами, зміна потреб користувачів.

На основі SWOT-аналізу було розроблено альтернативи ринкової поведінки (перелік заходів) для виведення стартап-проекту на ринок та орієнтовний оптимальний час їх ринкової реалізації з огляду на потенційні проекти конкурентів, що можуть бути виведені на ринок (див. таблицю 5.9, аналіз потенційних конкурентів). Визначені альтернативи були проаналізовані з точки зору строків та ймовірності отримання ресурсів (таблиця 4.13).

Таблиця 4.13 – Альтернативи ринкового впровадження стартап-проекту

№	Альтернатива (орієнтовний комплекс заходів) ринкової поведінки	Ймовірність отримання ресурсів	Строки реалізації
1	Розробка програмного продукту, PR, просування бренду	90%	9 місяців
2	Розробка програмного продукту, безкоштовне розповсюдження	60%	6 місяців

4.4 Аналіз ринкових можливостей запуску стартап-проекту

Розроблення ринкової стратегії першим кроком передбачає визначення стратегії охоплення ринку: було проведено опис цільових груп потенційних споживачів (таблиця 4.14).

Таблиця 4.14 - Опис цільових груп потенційних споживачів

№	Опис профілю цільової групи потенційних клієнтів	Готовність споживачі в прийняти продукт	Орієнтований попит в межах цільової групи (сегменту)	Інтенсивність конкуренції в сегменті	Простота входу в сегмент
1	Користувачі смартфонів з ОС Windows віком 10 – 40	Висока	Високий	Висока	Середня
2	Користувачі смартфонів з ОС	Невисока	Невисока	Низька	Середня

За результатами аналізу потенційних груп споживачів було обрано цільову групу, для якої буде запропоновано даний товар, та визначено стратегію охоплення ринку - стратегію концентрованого маркетингу(компанія зосереджується на одному сегменті). Для роботи в обраних сегментах ринку сформовано базову стратегію розвитку (таблиця 4.15).

Таблиця 4.15 – Визначення базової стратегії розвитку

№	Обрана альтернатива розвитку проекту	Стратегія охоплення ринку	Ключові конкурентоспроможні позиції відповідно до обраної альтернативи	Базова стратегія розвитку
	Розробка програмного продукту, PR, просування бренду	Масовий маркетинг	Екстрановий спосіб рухової взаємодії, який не потребує громіздких додаткових девайсів	Стратегія диференціації

Таблиця 4.16 – Визначення базової стратегії конкурентної поведінки

№	Чи є проект «першопрохідцем» на ринку?	Чи буде компанія шукати нових споживачів, або забирати існуючих у конкурентів?	Чи буде компанія копіювати основні характеристики товару конкурента, і які?	Стратегія конкурентної поведінки
	Ні	Забирати існуючих	Ні	Стратегія наслідування

Таблиця 4.17 – Визначення стратегії позиціонування

№	Вимоги до товару цільової аудиторії	Базова стратегія розвитку	Ключові конкурентоспроможні позиції власного стартап проекту	Вибір асоціацій, які мають сформувати комплексну позицію власного проекту (три ключових)
	Невисока ціна	позиціонування за показниками ціни	Ціна	Ціна, зручність, швидкість роботи

Висновки

В результаті виконання даного розділу магістерської дисертації було з'ясовано, що існує реальна можливість ринкової комерціалізації розробленого продукту. Також слід зазначити, що даний продукт буде рентабельним, оскільки ліцензії на продукти-аналоги мають високу ціну.

З огляду на потенційні групи клієнтів та бар'єри, які стоять на шляху, можна сказати, що у даного проекту є досить непогані перспективи впровадження. При цьому рівень конкуренції на даний момент є не дуже високим, а конкурентоспроможність проекту є достатньою.

Для ринкової реалізації проекту, на даний момент, краще обрати варіант розробки продукту, при якому буде використовуватися мова програмування Python.

ВИСНОВКИ ПО РОБОТІ І РЕКОМЕНДАЦІЇ ДО ПОДАЛЬШИХ ДОСЛІДЖЕНЬ

У даній дипломній роботі виконано аналіз задачі оцінювання кредитного ризику на основі статистичних характеристик позичальників. Розглянуто найбільш поширені підходи до побудови скорингових моделей. Встановлена необхідність побудови сучасних інформаційно-аналітичних систем для автоматизованого розв'язання поставленої задачі.

Програма створена на мові програмування Python в середовищі розробки JetBrains PyCharm, з використанням платформи TKinter. Вона дозволяє побудувати модель за поданими даними, а також використовувати побудовану модель для прогнозування дефолту заємників.

Виконано аналіз результатів застосування розробленого програмного продукту, а також аналіз отриманих результатів побудови скорингової моделі в системі SPSS.

Показано, що розроблений програмний продукт забезпечує необхідну якість прогнозування дефолту позичальників кредитів.

В рамках подальших досліджень рекомендовано виконати подальшу адаптацію моделі до даних з метою досягнення більшої точності, а також реалізувати моделі на основі інших методів (логіт, пробіт моделі, дерева рішень) і застосувати комбінування оцінок прогнозів.

ВИСНОВКИ ПО РОБОТІ ТА ПЕРСПЕКТИВИ ПОДАЛЬШИХ ДОСЛІДЖЕНЬ

1. В роботі розглянуто загальну методологію моделювання та прогнозування стаціонарних та нестаціонарних фінансово-економічних процесів з використанням статистичних даних.

2. Виконано огляд деяких сучасних методів моделювання і прогнозування стаціонарних та нестаціонарних процесів.

3. Розглянуто та використано для аналізу результатів – основні критерії якості для оцінювання моделей опису процесів та якості прогнозування. Вибрано критерії: критерій Дарбіна-Уотсона, коефіцієнт детермінації, критерій суми квадратів похибок моделі – це критерій якості моделі процесу; САПП, СКП і коефіцієнт Тейла для аналізу якості прогнозу. Розглянуто основні методи оцінювання параметрів моделі. З них вибраний МНК, як найбільш широко вживаний та апробований на практиці.

4. Розроблено алгоритм реалізації методики моделювання та прогнозування на основі регресійних моделей та експоненціального згладжування. Алгоритм запрограмовано на платформі R.

5. Створена програма, яка призначена для моделювання та прогнозування економічних та технічних процесів (тобто довільної природи) на основі емпіричної вибірки даних. Дана програма в своїй основі може використовувати три моделі прогнозування: АР, АРКС, , що ґрунтуються на використанні статистичних характеристик процесу для оцінювання структури моделі і МНК – для оцінювання параметрів.

6. Виконано аналіз та моделювання ФЕП. Використано методи аналізу стаціонарності процесу.

7. В ході функціонально–вартісного аналізу вибрано найкращий варіант реалізації розроблених методик.

8. Для подальших досліджень рекомендовано до розробленої системи додати реалізації інших методів моделювання і прогнозування таких як МГВА, метод подібних траєкторій, нейронні мережі та інші. Додати

реалізацію методу максимальної правдоподібності для оцінювання параметрів моделі. Також доцільно додати реалізацію статистичних тестів на основі табличних даних. Модернізувати інтерфейс, спрямований на нові задачі в системі. А також рекомендується подальше розширення функцій командного інтерпретатора.

ЛІТЕРАТУРА

1. Бідюк П. І. Аналіз часових рядів (навчальний посібник) / Бідюк П. І., Романенко В. Д., Тимошук О. Л. – К.: Політехніка, 2010. – 317с.
2. Єріна А. М. Статистичне моделювання та прогнозування: Навч. посібник. / Єріна А. М. – К.: КНЕУ, 2001. – 170с.
3. Стельмашук А. М. Державне регулювання економіки: Навчальний посібник. / Стельмашук А. М. – Тернопіль: ТАНГ, 2000. – 315 с.
4. Ставицький А.В. Навчально-методичний комплекс з курсів „Прогнозування” та „Фінансове прогнозування”. – К., 2006. – 107 с.
5. Лакман И.А., Никульшина Л.М., Шамуратов Н.М. Поддержка принятия решения при выборе пакета обработки статистических данных. // Современные проблемы информатизации в экономике и обеспечении безопасности: Сборник трудов . Вып. 14/ Под ред. д.т.н., проф. О.Я.Кравца. - Воронеж: "Научная книга", 2009. 136 с.
6. Соловьев А. В., Логинов А.С. Анализ и прогнозирование тенденций развития научно-технических решений.
<ftp://ftp.dol.ru/pub/users/cgntv/download/sbornic/sbornic3/SOLOVJEV.DOC>
7. П.И. Бидюк, Т.Ф. Зворыгина. Структурный анализ методик построения регрессионных моделей по временным рядам наблюдений
<http://masters.donntu.edu.ua/2006/fvti/sergienko/library/art03.htm>
8. Аралбаев Т.З., Аралбаева Г.Г. Лабораторные работы и методические указания по курсу “Информационные системы в экономике” для студентов специальностей “Финансы и кредит” и “Бухгалтерский учет, анализ и аудит”. –Оренбург: ГОУ “ОГУ”, 2004. -43 с.
http://window.edu.ru/window_catalog/redirect?id=19013&file=metod458.pdf.
9. Евгений Старостин. Delphi 4: Автоматизация приложений MS® Office® для эффективного анализа результатов.
<http://www.delphi.int.ru/articles/10/>

10. Деміківський Є.О. Формалізація і автоматизація процесу вибору кращої моделі часових рядів. // Вісник Херсонського національного технічного університету, 2008, №51(3) с99-107

11. Бідюк П.І., Деміківський Є.О. Система підтримки прийняття рішень для прогнозування нестационарних процесів. // Наукові праці Миколаївського державного технічного університету. Випуск 77, 2008 с137 - 159

12. Бідюк П.І. Економетричний аналіз часових рядів. /Конспект лекцій. -Київ НТУУ «КПІ», 2007. -250 с.

ДОДАТОК А ДЕМОНСТРАЦІЙНІ МАТЕРІАЛИ

Постановка задачі



1. Виконати огляд сучасних методів прогнозування ФЕП і вибрати методи для реалізації



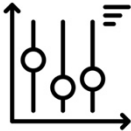
2. Збір статистичних даних для виконання обчислювальних експериментів.



3. Розробка програми для побудови моделей за статистичними даними і автоматизованого вибору кращої моделі



4. Побудова моделі вибраних ФЕП і обчислювання короткострокових прогнозів.



5. Порівняльний аналіз отриманих результатів.

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
НАЦІОНАЛЬНИЙ ТЕХНІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ УКРАЇНИ
“КИЇВСЬКИЙ ПОЛІТЕХНІЧНИЙ ІНСТИТУТ”

Адаптивні методи прогнозування економічних та фінансових процесів

Виконав:

студент групи КА-34

Матусевич Веніамін

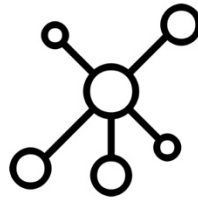
Науковий керівник:

д.т.н., проф. Бідюк П.І.

Об'єкт, предмет та мета дослідження



Об'єкт дослідження – стаціонарні та нестаціонарні фінансово-економічні процеси



Предмет дослідження – методи моделювання, а також оцінювання та аналізу якості прогнозів фінансово-економічних процесів.



Мета роботи – спроектувати інформаційно-аналітичну систему для моделювання і прогнозування фінансово-економічних стаціонарних і нестаціонарних фінансово-економічних процесів.

Моделі, використані в ІАС

Модель авторегресії

$$y(k) = a_0 + a_1 y(k-1) + a_2 y(k-2) + \dots + a_n y(k-n)$$

Модель авторегресії і ковзного середнього

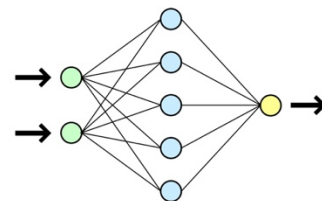
$$y(k) = a_0 + a_1 y(k-1) + a_2 y(k-2) + \dots + a_n y(k-n) + b_1 M(k-1) + b_m M(k-m)$$

$$MA(k) = \frac{y(k-m) + y(k-(m-1)) + \dots + y(k)}{m}$$

Модель тренду

$$y_k = a_0 + a_1 k + a_2 k^2 + \dots + a_m k^m + \varepsilon_k$$

Багатошарова нейронна мережа з зворотнім поширенням похибки та змінною кількістю нейронів та прихованих слоїв



Показники якості моделей і прогнозів

Коефіцієнт детермінації	$R^2 = \frac{\text{var}(\hat{y})}{\text{var}(y)}$
Сума квадратів похибок моделі	$SSE = \sum_{k=1}^N [\hat{y}(k) - y(k)]^2$
Статистика Дарбіна-Уотсона	$DW = \frac{\sum_{k=2}^N [e(k) - e(k-1)]^2}{\sum_{k=1}^N e^2(k)}$
Коефіцієнт Тейла	$U = \frac{\sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - \bar{y})^2}}{\sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i)^2 + \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\bar{y}_i)^2}}$
Середня похибка в процентах	$\tilde{NII} = \frac{1}{S} \sum_{i=1}^S \frac{y(k+s) - \hat{y}(k+s, k)}{y(k+s)} \times 100\%$
Абсолютна середня похибка в процентах	$\hat{NII} = \frac{1}{S} \sum_{i=1}^S \frac{ y(k+s) - \hat{y}(k+s, k) }{ y(k+s) } \times 100\%$

Методи оцінки параметрів моделі, використані в ІАС

МНК

$$\theta = [X^T X]^{-1} X^T y$$

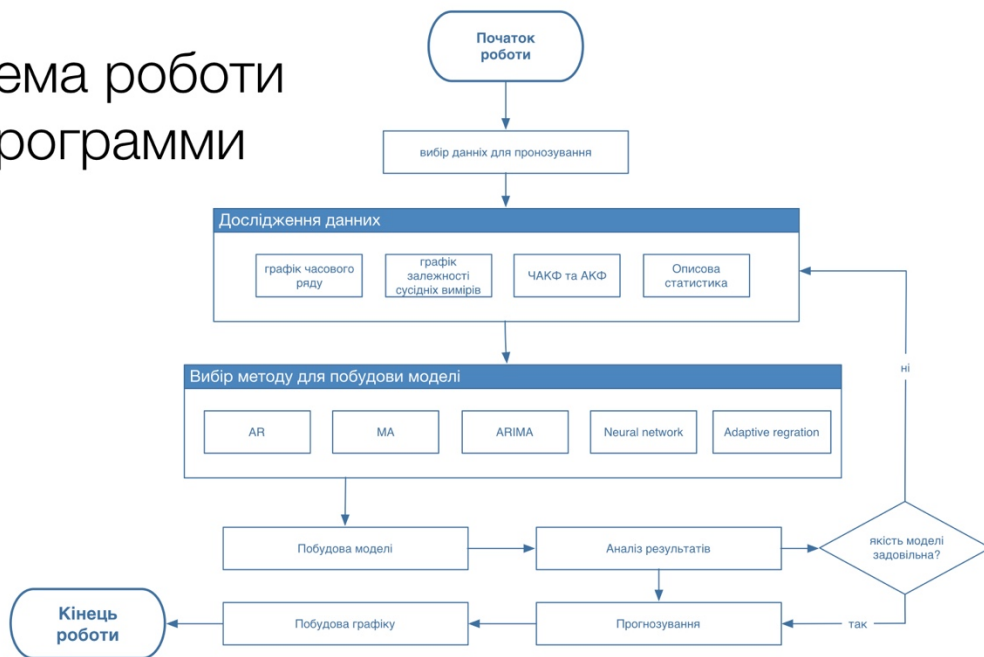
РМНК і РМНК модифікований

$$\theta_k = \theta_{k-1} + \gamma_k [y_k - \theta_{k-1}^T \psi_k];$$

$$\gamma_k = \frac{P_{k-1} \psi_k}{\alpha_{k-1} + \psi_k^T P_{k-1} \psi_k}$$

$$P_k = P_{k-1} - \frac{P_{k-1} \psi_k \psi_k^T P_{k-1}}{\alpha_{k-1} + \psi_k^T P_{k-1} \psi_k}$$

Схема роботи програми



Інтегральний критерій якості моделі

$$IK = |1 - R^2| + U$$

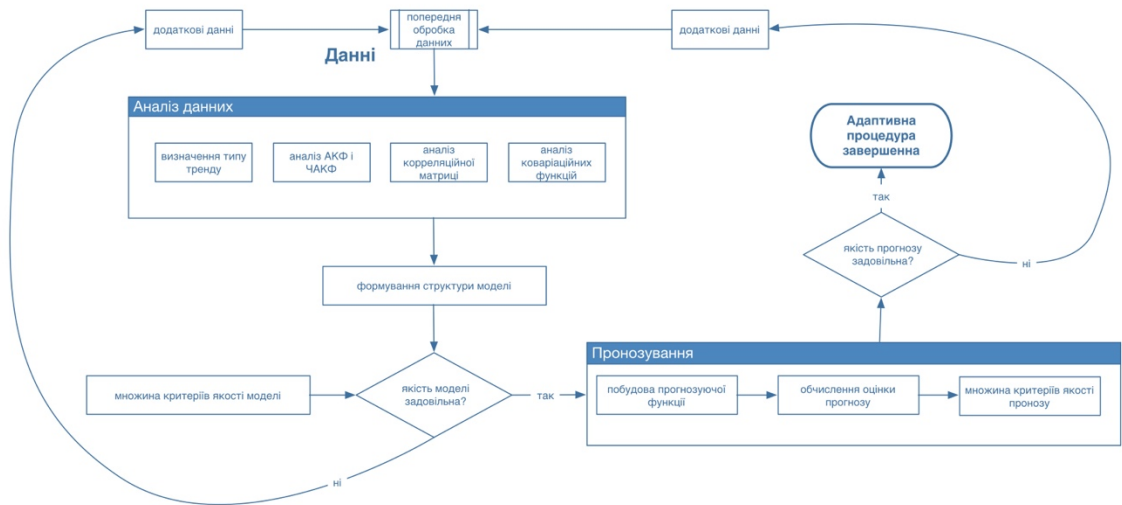
Коефіцієнт детермінації

$$R^2 = \frac{\text{var}(\hat{y})}{\text{var}(y)}$$

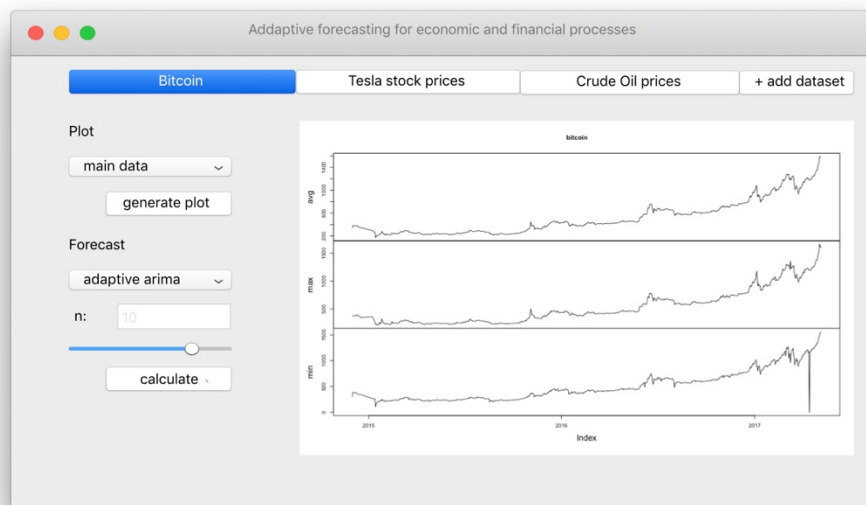
Коефіцієнт Тейла

$$U = \frac{\sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2}}{\sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i)^2} + \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\hat{y}_i)^2}}$$

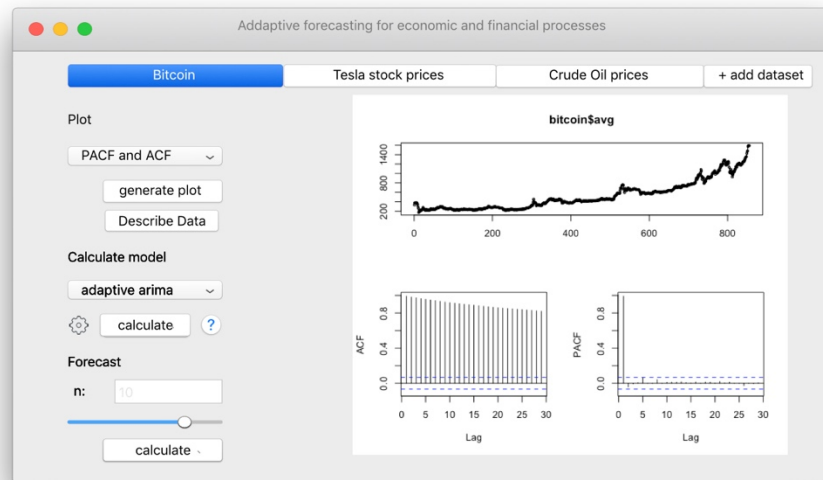
Схема адаптації



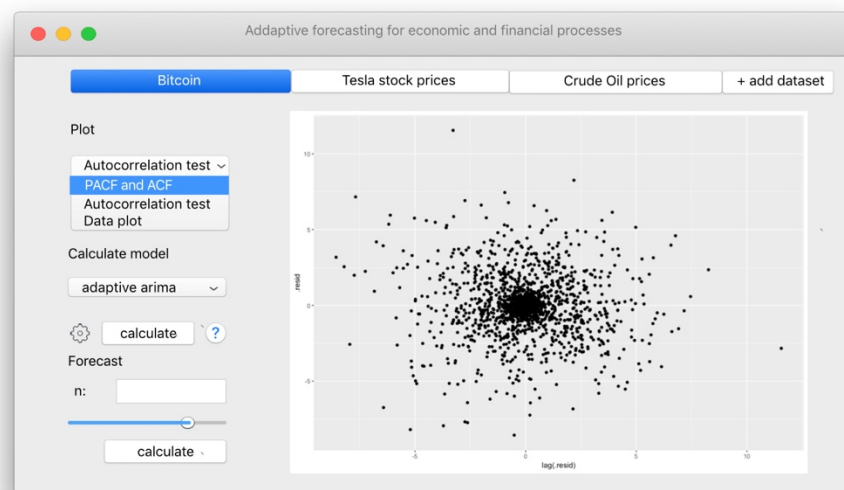
Приклади роботи IAC



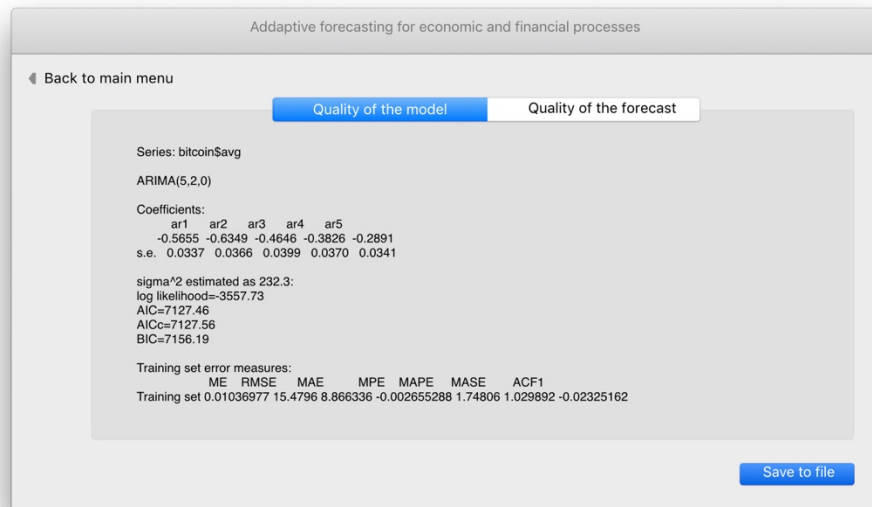
Приклади роботи ІАС



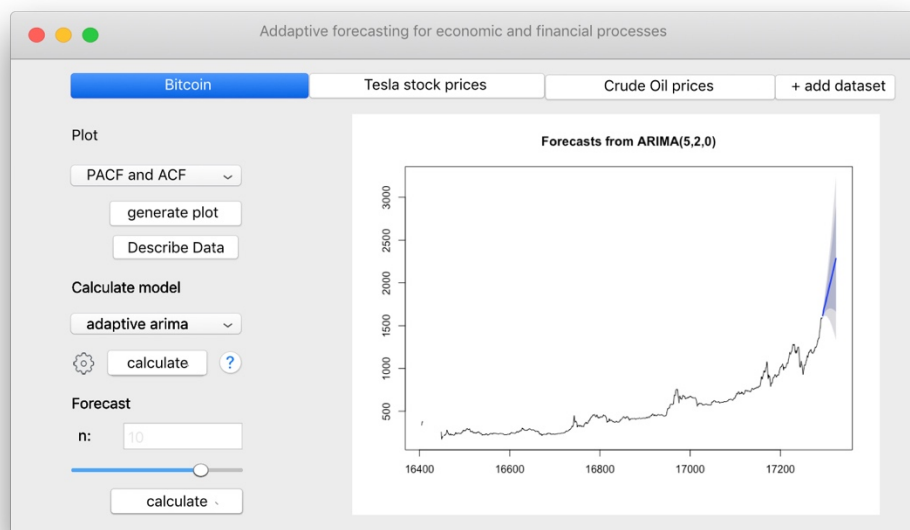
Приклади роботи ІАС



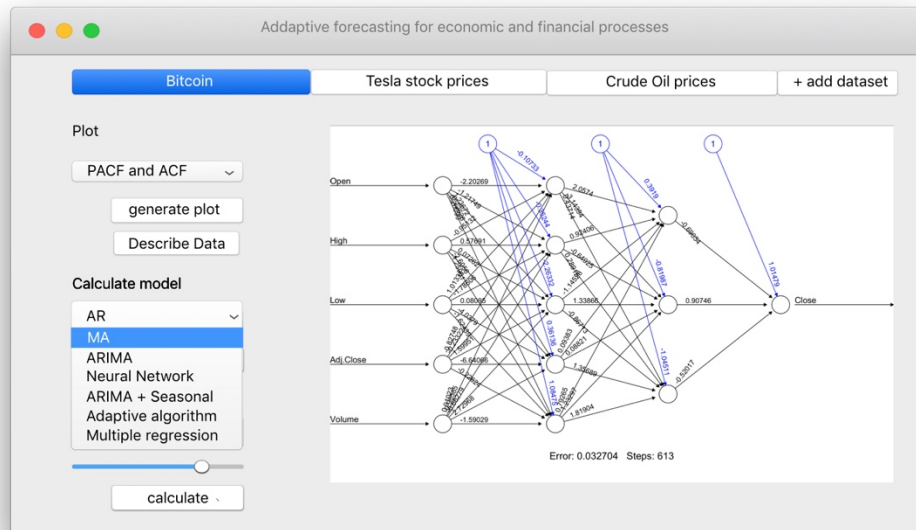
Приклади роботи ІАС



Приклади роботи ІАС



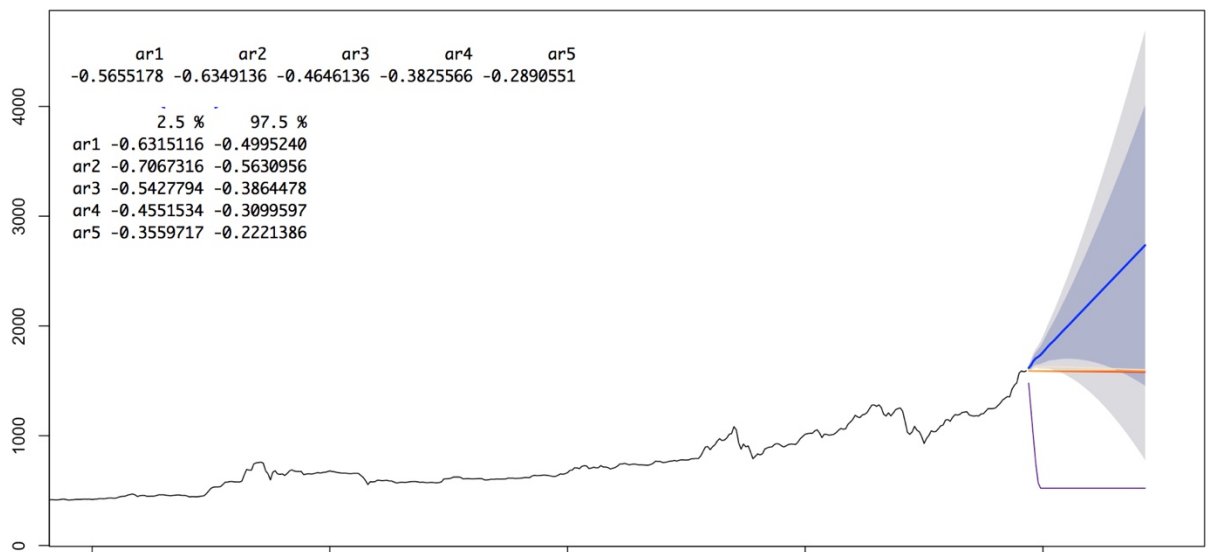
Приклади роботи ІАС



Порівняльна таблиця результатів прогнозування ціни на криптовалюту Bitcoin

Тип моделі	R^2	AIC	ME	RMSE	U	IK
<u>AR</u> (1)	0.9524	1451.99	5.0025	29.5016	0.01367	0.06125
<u>AR</u> (3)	0.9669	1432.24	3.5137	27.2390	0.01261	0.0457
<u>AR</u> (7)	0.9761	1430.27	2.0768	26.3345	0.01218	0.03599
<u>MA</u> (1)	0.2556	1808.67	0.5338	97.2660	0.0452	0.7895
<u>MA</u> (5)	0.7849	1527.38	0.7917	36.9994	0.01714	0.2321
Random Walk	0.9623	1433.49	5.4750	29.4117	0.01363	0.05132
<u>ARIMA</u> (1,1,1)	0.9812	1411.91	3.9359	26.9711	0.01249	0.03120
Adaptive algorithm <u>ARIMA</u> (1,1,2)	0.9831	1409.12	0.0020	26.7219	0.01235	0.02921

Прогнозування цін на Bitcoin



Наукова новизна роботи

I

Запропоновано модифіковану методику моделювання процесів довільної природи за статистичними даними, яка передбачає автоматичний вибір структури моделі.

II

Розроблено і використано інтегральний критерій якості моделі і прогнозу, який забезпечує вибір кращої моделі в автоматичному режимі, що підтверджено обчислювальними експериментами

III

На основі спроектовано і реалізовано оригінальну інформаційну систему для моделювання процесів довільної природи за експериментальними (статистичними) даними

Практична значимість результатів



Розроблена універсальна модифікована методика, яка застосована для моделювання фінансово-економічних процесів. Отримано високі результати прогнозування вибраних процесів.



Створена комп'ютерна система для моделювання і прогнозування на платформі R. Вона може бути використана при моделюванні та прогнозуванні реальних процесів, а також для навчального процесу



Побудовані нові математичні моделі для вибраних процесів, які використані для оцінювання коротко- і середньострокових прогнозів.

Перспективи подальших досліджень

Застосувати для моделювання і прогнозування метод групового врахування аргументів, комбіноване прогнозування досліджуваних процесів з використанням ймовірнісних моделей та інші альтернативні методи.

Розробити та реалізувати систему підтримки прийняття рішень для моделювання і прогнозування фінансово-економічних процесів, яка буде ґрунтуватись на згаданих методах.

Виконати перевірку методів на широкому спектрі даних, включаючи нелінійні нестационарні процеси (біржові і банківські процеси, страхування).

Усладнити інформаційний критерій



ДОДАТОК Б ЛІСТИНГ ПРОГРАМИ

```
library('zoo')
library('lubridate')
library('broom')
library('dplyr')
library('ggplot2')
library('sandwich')
library('forecast')
library('TStools')
library('GMDH')
library("car")
library(psych)
library(lmtest)
library(ineq)
library(AnalyzeTS)
library(DescTools)
# data reading
bitcoin <- read.csv('bitcoinity_data.csv')
tesla <- read.csv('TSLA-2.csv')
oil <- read.csv('crude_oil.csv')
oil <- oil[1:2400,]

# data parsing and transforming to time series
bitcoin <- read.zoo(bitcoin)
tesla <- read.zoo(tesla, format = "%m/%d/%Y")
oil <- read.zoo(oil)

#ploting data
plot(bitcoin)
plot(tesla)
plot(oil)
nrow(tesla)
summary(oil)[,]
nrow(inverse(oil))

describe(bitcoin)[,]

head(tesla)
head(bitcoin)
nrow(bitcoin)
model_t <- lm(data=tesla, Close~Volume+High+Low)
model_b <- lm(data=bitcoin, avg~max+min)

# testing for autocorrelation and creating augmented data
tesla_aug <- augment(model_t, as.data.frame(tesla))
bitcoin_aug <- augment(model_b, as.data.frame(bitcoin))
qplot(data=tesla_aug, lag(.resid), .resid)
qplot(data=bitcoin_aug, lag(.resid), .resid)

# displaying data ACF PACF вывод, это процессы случайного блуждания
tsdisplay(bitcoin$avg)
tsdisplay(tesla$Close)
```

```

tsdisplay(oil)
tesla <- na.omit(tesla$Close)
is.na(tesla)

m <- auto.arima(tesla$Close[1700:nrow(as.data.frame(tesla$Close)),])
summary(m)
plot(m$x)
lines(m$fitted, col='red')
a <- IK(m)
a

# auto with U coef

data <- as.data.frame(bitcoin$avg)
window <- 5
n <- 50
data <- as.data.frame( data[(nrow(data)-n+1) :nrow(data),1] )
d = as.data.frame(data[1:(nrow(data)-window),1])
tail <- data[(nrow(data)-window+1):nrow(data),1]
nrow <- nrow(as.data.frame(tesla$Close))

model <- auto.arima(d)
r(model$x, model$fitted)
summary(model)
u(d, model$fitted)
IK(model)

plot(forecast(model, h=20))
f <- forecast(model, h=window)
plot(model$fitted)
lines(data, col='red')

#multiple regration

modelm <- lm(data=tesla, Close~High+Volume+Low)
summary(modelm)

oil <- na.omit(oil)

model_b <- auto.arima(bitcoin$avg[500:nrow(as.data.frame(bitcoin$avg)),])
model_t <- auto.arima(tesla$Close)
model_o <- auto.arima(oil)
IK(model_b$x,model_b$fitted)
model_b$x

summary(model_b)
summary(model_t)
summary(model_o)
model_b$fitted

nrow(as.data.frame(model_o$fitted))

```

```

av.res(Y = as.data.frame(model_b$x), F = as.data.frame(model_b$fitted))

rr <- model_b$x - model_b$fitted

sum(rr)

forc_b <- forecast(model_b, h=30)
forc_t <- forecast(model_t, h=30)
forc_o <- forecast(model_o, h=100)

plot(forc_b)
plot(forc_t)
plot(forc_o)

# nn tesla https://datascienceplus.com/fitting-neural-network-in-r/
data <- data.frame(tesla)
head(data)
summary(data)
index <- sample(1:nrow(data),round(0.75*nrow(data)))
train <- data[index,]
test <- data[-index,]
lm.fit <- glm(Close~., data=train)
summary(lm.fit)
pr.lm <- predict(lm.fit,test)
MSE.lm <- sum((pr.lm - test$medv)^2)/nrow(test)

maxs <- apply(data, 2, max)
mins <- apply(data, 2, min)

scaled <- as.data.frame(scale(data, center = mins, scale = maxs - mins))

train_ <- scaled[index,]
test_ <- scaled[-index,]
library(neuralnet)
n <- names(train_)
f <- as.formula(paste("Close ~", paste(n[!n %in% "Close"], collapse = " + ")))
nn <- neuralnet(f,data=train_,hidden=c(2,2),linear.output=T)
summary(nn)
plot(nn)

# nn bitcoin
data <- data.frame(bitcoin)
head(data)
summary(data)
index <- sample(1:nrow(data),round(0.75*nrow(data)))
train <- data[index,]
test <- data[-index,]
lm.fit <- glm(avg~., data=train)
summary(lm.fit)
pr.lm <- predict(lm.fit,test)
MSE.lm <- sum((pr.lm - test$medv)^2)/nrow(test)

maxs <- apply(data, 2, max)

```



```

mins <- apply(data, 2, min)

scaled <- as.data.frame(scale(data, center = mins, scale = maxs - mins))

train_ <- scaled[index,]
test_ <- scaled[-index,]
library(neuralnet)
n <- names(train_)
f <- as.formula(paste("avg ~", paste(n[!n %in% "avg"], collapse = " + ")))
nn <- neuralnet(f,data=train_,hidden=c(4,5,5),linear.output=T)
plot(nn)
summarise(nn)
test_
test_[1:13,2]
pr.nn <- compute(nn,test_[,2:3])
pr.nn
plot(data.frame(bitcoin))

pr.nn_ <- pr.nn$net.result*(max(data$medv)-min(data$medv))+min(data$medv)
test.r <- (test_$medv)*(max(data$medv)-min(data$medv))+min(data$medv)

MSE.nn <- sum((test.r - pr.nn_)^2)/nrow(test_)

# nn tesla
data <- data.frame(data)
head(data)
summary(data)
index <- sample(1:nrow(data),round(0.75*nrow(data)))
train <- data[index,]
test <- data[-index,]
lm.fit <- glm(Close~., data=train)
summary(lm.fit)
pr.lm <- predict(lm.fit,test)
MSE.lm <- sum((pr.lm - test$medv)^2)/nrow(test)

maxs <- apply(data, 2, max)
mins <- apply(data, 2, min)

scaled <- as.data.frame(scale(data, center = mins, scale = maxs - mins))

train_ <- scaled[index,]
test_ <- scaled[-index,]
library(neuralnet)
n <- names(train_)
f <- as.formula(paste("Close ~", paste(n[!n %in% "Close"], collapse = " + ")))
nn <- neuralnet(f,data=train_,hidden=c(5,3),linear.output=T)
plot(nn)

#####

u <- function(x, f){

```

```

x <- as.data.frame(x)
f <- as.data.frame(f)
n <- nrow(x)
u <- ( sqrt(sum((x-f)^2)/n) ) / ( sqrt(sum((x)^2)/n) + sqrt(sum((f)^2)/n) )
return(u)
}

```

```

r <- function(x, f){
  x <- as.data.frame(x)
  f <- as.data.frame(f)
  r <- var(f)/var(x)
  return(r)
}

```

```

IK <- function(m){
  x <- m$x
  f <- m$fitted
  IK <- abs(1-r(x,f)) + u(x,f)
  return(IK)
}

```

```

nrow(as.data.frame(tesla$Volume))
model <- auto.arima(tesla$Close[1500:nrow(as.data.frame(tesla$Close))], xreg =
tesla$Volume[1500:nrow(as.data.frame(tesla$Close))])
summary(model)

```

```

library(stringr)

```

```

all_text <- readLines("lipsum.txt")
pars <- str_split(all_text, "\n")

```

```

# keep only the non-blank lines
lipsum <- unlist(pars[pars!=""])

```

```

save(lipsum, file="../data/lipsum.rda", compress="xz")

```

```

# split into sentences
sentences <- unlist(lapply(lipsum, FUN=str_split, "\\."))
sentences <- ifelse(str_sub(sentences, start=-1)=='.', sentences, paste0(sentences,
"."))

```

```

lipsums <- sentences

```

```

save(lipsums, file="../data/lipsums.rda", compress="xz")

```

```

# Create a description which will be displayed when the feature is clicked
streetview <- paste0("<a href='http://www.instantstreetview.com/s/",
bikeways2011$GPS_Y,
",", bikeways2011$GPS_X, "'>StreetView</a>")
bikeways2011$description <- paste(bikeways2011$BIKEWAY__1, bikeways2011$TRAFFIC__1,
bikeways2011$OWNER, streetview, sep = "<br/>")

```

```

# stroke colours
bikeways2011$stroke <- "#FA2A00" # Red for onroad
bikeways2011$stroke[bikeways2011$BIKEWAY__1 == "ON VERGE"] <- "#00B4FF" # Blue for
verge

```

```

bikeways2011$stroke[bikeways2011$BIKEWAY__1 == "OFF ROAD"] <- "#0D6759" # green for
offroad

bikeways2011@data[, "stroke-width"] <- 4

# Remove superfluous columns
bikeways2011$BIKEWAY_WI <- NULL
bikeways2011$SECTION_LE <- NULL
bikeways2011$TRAFFIC_TY <- NULL
bikeways2011$SECTION_TY <- NULL
bikeways2011$LOCATIONS_ <- NULL
bikeways2011$BIKEWAY_ON <- NULL
bikeways2011$STREET_NAM <- NULL
bikeways2011$LINK LENGT <- NULL
bikeways2011$LINK_ORIGI <- NULL
bikeways2011$LINK_DESTI <- NULL
bikeways2011$SHAPE_LEN <- NULL
bikeways2011$east <- NULL
bikeways2011$north <- NULL
bikeways2011$SUBURB <- NULL
bikeways2011$LINK_NUMBE <- NULL
bikeways2011$PLANT_STRU <- NULL
bikeways2011$SECTION__1 <- NULL
bikeways2011$LOCATIONS1 <- NULL
bikeways2011$GPS_X <- NULL
bikeways2011$GPS_Y <- NULL
bikeways2011$BIKEWAY__1 <- NULL
bikeways2011$TRAFFIC__1 <- NULL
bikeways2011$OWNER <- NULL

# Simplify the routes using Douglas-Peucker polyLine simplification
# algorithm to make the geojson smaller
simplified.sp.lines <- gSimplify(bikeways2011, tol = 5e-05, topologyPreserve = TRUE)
# trial-and-error to get OK tolerance value

# Create SpatialLinesDataFrame with simplified lines with the original
# metadata
bikeways2011.simplified <- SpatialLinesDataFrame(simplified.sp.lines,
bikeways2011@data)

system("rm ../data/20111118/brisbane-bikeways-2011-simplified.geojson")
writeOGR(bikeways2011.simplified, "../data/20111118/brisbane-bikeways-2011-
simplified.geojson",
"brisbane-bikeways-2011-simplified", driver = "GeoJSON")

writeOGR(bikeways2011.simplified, "../data/20111118/brisbane-bikeways-2011-
simplified.kml",
"brisbane-bikeways-2011-simplified", driver = "KML")

```

```

public class BinaryConverter {

    public static void main(String[] args){
        for(int i = -5; i < 33; i++){
            System.out.println(i + ": " + toBinary(i));
            System.out.println(i);
            //always another way
            System.out.println(i + ": " + Integer.toBinaryString(i));
        }
    }
}

```

```

/*
 * pre: none
 * post: returns a String with base10Num in base 2
 */
public static String toBinary(int base10Num){
    boolean isNeg = base10Num < 0;
    base10Num = Math.abs(base10Num);
    String result = "";

    while(base10Num > 1){
        result = (base10Num % 2) + result;
        base10Num /= 2;
    }
    assert base10Num == 0 || base10Num == 1 : "value is not <= 1: " +
base10Num;

    result = base10Num + result;
    assert all0sAnd1s(result);

    if( isNeg )
        result = "-" + result;
    return result;
}

/*
 * pre: cal != null
 * post: return true if val consists only of characters 1 and 0, false
otherwise
 */
public static boolean all0sAnd1s(String val){
    assert val != null : "Failed precondition all0sAnd1s. parameter
cannot be null";
    boolean all = true;
    int i = 0;
    char c;

    while(all && i < val.length()){
        c = val.charAt(i);
        all = c == '0' || c == '1';
        i++;
    }
    return all;
}

```